



VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ

BRNO UNIVERSITY OF TECHNOLOGY



FAKULTA ELEKTROTECHNIKY A KOMUNIKAČNÍCH  
TECHNOLOGIÍ

ÚSTAV BIOMEDICÍNSKÉHO INŽENÝRSTVÍ

FACULTY OF ELECTRICAL ENGINEERING AND  
COMMUNICATION

DEPARTMENT OF BIOMEDICAL ENGINEERING

## METODY POTLAČENÍ STRUKTURNÍHO ŠUMU TYPU SPEKLE

SPECKLE NOISE SUPPRESSION METHODS IN ULTRASOUND IMAGES

DIPLOMOVÁ PRÁCE

MASTER'S THESIS

AUTOR PRÁCE

AUTHOR

Bc. LUKÁŠ TEPLÝ

VEDOUCÍ PRÁCE

SUPERVISOR

Ing. MARTIN MÉZL

BRNO, 2014



**VYSOKÉ UČENÍ  
TECHNICKÉ V BRNĚ**

**Fakulta elektrotechniky  
a komunikačních technologií**

**Ústav biomedicínského inženýrství**

## **Diplomová práce**

magisterský navazující studijní obor  
**Biomedicínské a ekologické inženýrství**

**Student:** Bc. Lukáš Teplý  
**Ročník:** 2

**ID:** 125671  
**Akademický rok:** 2013/2014

### **NÁZEV TÉMATU:**

**Metody potlačení strukturního šumu typu spekle**

### **POKYNY PRO VYPRACOVÁNÍ:**

1) Seznamte se s principy využití ultrazvuku pro lékařské zobrazování a s principem perfuzního zobrazování pomocí této modality. Popište artefakty, které při tomto zobrazování vznikají. 2) Teoreticky rozeberte modely vzniku specifického šumu typu spekle a metody, které jsou využívány pro potlačení tohoto šumu. 3) V programovém prostředí Matlab realizujte základní metody pro potlačení speklí - metody lineární filtrace, mediánovou filtraci, Frostův filtr, a další. Funkčnost metod ověřte na uměle zašuměných datech. 4) Seznamte se s pokročilými metodami pro potlačení speklí - geometrická filtrace, filtrace pomocí vlnkové transformace, anisotropická filtrace. Vybrané metody realizujte a otestujte na reálných datech. 5) Práci dopište o uživatelské rozhraní (GUI), které bude obsluhovat Vámi navržené funkce. 6) Navrhněte vhodnou metodiku pro vyhodnocení a srovnání jednotlivých metod na základě vhodných objektivních a subjektivních kritérií.

### **DOPORUČENÁ LITERATURA:**

- [1] LOIYOU, C. P., PATTICHIS, C. S. Despeckle Filtering Algorithms and Software for Ultrasound Imaging. Andreas: Morgan&Claypool Publishers, 2008.  
[2] MAINI, R., AGGARWAL, H. Performance evaluation of various speckle noise reduction filters on medical images. International Journal of Recent Trends in Engineering. 2009, vol. 2, no. 4, p. 22-25.

**Termín zadání:** 10.2.2014

**Termín odevzdání:** 23.5.2014

**Vedoucí práce:** Ing. Martin Mézl

**Konzultanti diplomové práce:**

**prof. Ing. Ivo Provazník, Ph.D.**  
*Předseda oborové rady*

## **ABSTRAKT**

Ultrazvukové vyšetření je v současné době jednou z významných zobrazovacích technik. Výhodou ultrazvuku je, že nemá vedlejší účinky jako rtg záření a je neinvazivní. Ultrazvuková diagnostika je využívána ve všech lékařských oborech (urologii, kardiologii, ortopedii, gynekologii atd.) k zobrazení orgánů, tkání a dutin lidského těla. Využívá se k tomu zobrazení ve 2D, 3D i nejmodernější 4D zobrazení.

Při vyšetřování pomocí ultrazvuku se můžeme setkat s mnoha druhy artefaktů, které jsou blíže popsány ve 3. kapitole. Při ultrazvukovém vyšetření se setkáváme s šumem typu spekle, který zhoršuje informační výtěžnost ultrazvukového obrazu. Šum spekle se snažíme různými způsoby odstranit, můžeme volit mezi základními nebo pokročilými metodami filtrace, které jsou popsány v 5. kapitole. Součástí diplomové práce je program na filtraci šumu spekle z obrazů.

## **KLÍČOVÁ SLOVA**

Ultrazvuk, spekle, šum, Doppler, artefakty, Leeův filtr, Kuanův filtr, Frostův filtr, mediánový filtr, lineární filtr, geometrický filtr, difuzní filtr, vlnkový filtr, Wienerův filtr

## **ABSTRACT**

Ultrasound investigation is one of meaningful imaging at present. Advantages of ultrasound are, that it hasn't side effects as a rtg radiation and it is noninvasive. Ultrasound diagnostic is exploited in all branch of medicine (urology, cardiology, orthopaedist, gynecology etc.) to display organs, tissues and cavities of the human body. We use display in 2D, 3D and most modern display in 4D.

We can encounter with many kinds of artefact. Artifacts are described more closely at 3<sup>rd</sup> chapter. Speckle noise deteriorates informative yielded of ultrasound picture. We try to remove speckle noise by simpler methods or more complex methods of filtration. These methods are described at 5<sup>th</sup> chapter. Programme for speckle filtering from pictures is part of this master's thesis.

## **KEYWORDS**

Ultrasound, speckle, noise, Doppler, artifacts, Lee filter, Kuan filter, Frost filter, median filter, linear filter, geometric filter, diffusion filter, wavelet filter, Wiener filter

TEPLÝ, L. *Metody potlačení strukturního šumu typu spekle*. Brno: Vysoké učení technické v Brně, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, 2014. 89s. Vedoucí diplomové práce Ing. Martin Mézl.

# Prohlášení

Prohlašuji, že svou diplomovou práci na téma Metody potlačení strukturního šumu typu spekle jsem vypracoval samostatně pod vedením vedoucího diplomové práce a s použitím odborné literatury a dalších informačních zdrojů, které jsou všechny citovány v práci a uvedeny v seznamu literatury na konci práce.

Jako autor uvedené diplomové práce dále prohlašuji, že v souvislosti s vytvořením této diplomové práce jsem neporušil autorská práva třetích osob, zejména jsem nezasáhl nedovoleným způsobem do cizích autorských práv osobnostních a jsem si plně vědom následků porušení ustanovení § 11 a následujících autorského zákona č. 121/2000 Sb., o právu autorském, o právech souvisejících s právem autorským a o změně některých zákonů (autorský zákon), ve znění pozdějších předpisů, včetně možných trestněprávních důsledků vyplývajících z ustanovení části druhé, hlavy VI. díl 4 Trestního zákona č. 40/2009 Sb.

V Brně dne 22. května 2014

.....  
podpis autora

# Poděkování

Děkuji vedoucímu diplomové práce Ing. Martinu Mázlovi za účinnou metodickou, pedagogickou a odbornou pomoc a další cenné rady při zpracování mé diplomové práce.

V Brně dne 22. května 2014

.....  
podpis autora

# Obsah

Seznam obrázků .....	9
Seznam tabulek .....	10
Úvod .....	11
1 Fyzikální principy ultrazvuku .....	12
1.1 Historie ultrazvuku .....	12
1.2 Fyzikální principy .....	13
1.2.1 Základní veličiny ultrazvukového pole .....	13
1.2.2 Intenzita a výkon ultrazvukového vlnění .....	14
1.2.3 Odraz a lom ultrazvukového vlnění .....	14
1.2.4 Útlum ultrazvuku .....	15
1.3 UZV sonda a zpracování signálu .....	15
2 Ultrazvukové zobrazovací metody v lékařství .....	18
2.1 Porovnání ultrazvuku s jinými zobrazovacími metodami .....	18
2.2 Možnosti zobrazení .....	19
2.2.1 A-mód .....	19
2.2.2 B-mód .....	20
2.2.3 TM-mód .....	21
2.2.4 Ultrazvukové dopplerovské metody .....	21
2.3 Ultrazvukové perfuzní zobrazování .....	23
2.3.1 Pulse Inversion Imaging (PII) .....	24
2.3.2 Power modulation (PM) .....	25
3 Artefakty při ultrazvukovém zobrazení .....	26
3.1 Artefakty způsobené charakteristikou ultrazvukového svazku .....	26
3.1.1 Artefakt šířky svazku .....	26
3.1.2 Artefakt postranních laloků .....	27
3.2 Artefakty způsobené mnohonásobným odrazem .....	28
3.2.1 Ozvěnový artefakt .....	28
3.2.2 Ring-down artefakt .....	29
3.2.3 Artefakt zrcadlového obrazu .....	29
3.3 Artefakty způsobené odchylkami rychlosti .....	30
3.3.1 Artefakt posunutí rychlosti .....	30
3.3.2 Artefakt refrakce .....	31

3.4	Artefakty způsobené odchylkami útlumů .....	32
3.4.1	Artefakt zvětšení útlumu .....	32
3.4.2	Artefakt zmenšení útlumu .....	33
3.4.3	Využití útlumových charakteristik .....	33
4	Šum typu spekle .....	35
4.1	Model šumu typu spekle .....	37
4.2	Statistika šumu spekle .....	38
4.2.1	Koherentní složka a Rician statistiky .....	39
4.2.2	Amplituda .....	40
4.2.3	Intenzita .....	41
4.2.4	Fázové spektrum .....	41
4.2.5	Autokorelace speklí .....	42
5	Metody potlačení speklí .....	44
5.1	Lineární filtr .....	44
5.2	Mediánový filtr .....	44
5.3	Hybridní mediánový filtr .....	45
5.3.1	Modifikovaný hybridní mediánový filtr .....	45
5.4	Leeův a Kuanův filtr .....	46
5.5	Frostův filtr .....	46
5.6	Geometrická filtrace .....	47
5.7	Difuzní filtrace .....	47
5.7.1	Anisotropická difuzní filtrace .....	48
5.7.2	Spekle redukující anisotropická difuzní filtrace .....	48
5.8	Vlnková filtrace .....	49
5.8.1	Vlnková transformace .....	49
5.8.2	2-D diskretní vlnková transformace .....	51
5.8.3	2-D Dual-Tree vlnková transformace .....	51
5.8.4	Vlastní filtrace .....	53
5.9	Wienerova filtrace .....	53
5.9.1	Odhad nejmenší kvadratické chyby .....	54
6	Veličiny popisující kvalitu obrazů .....	57
6.1	Objektivní hodnocení .....	57
6.1.1	MSE (Mean Square Error -průměrná kvadratická chyba) .....	57

6.1.2	RMSE (Root MSE –odmocnina z průměrné kvadratické chyby) .....	57
6.1.3	Minkowského parametry .....	57
6.1.4	GAE (Geometric Average Error –střední geometrická chyba) .....	58
6.1.5	SNR (Signal to Noise Ratio –poměr signálu k šumu).....	58
6.1.6	PSNR (Peak Signal to Noise Ratio –max. poměr signálu k šumu).....	58
6.1.7	QUAL (Quality Index –index kvality) .....	58
6.1.8	SSIM (Structural Similarity Index – strukturální index podobnosti).....	59
6.1.9	AD (Average Difference –průměrný rozdíl) .....	59
6.1.10	SC (Structural Content –strukturální obsah) .....	59
6.1.11	NK (Normalized Cross-Correlation –normalizovaná vzájemná korelace) .....	59
6.1.12	MD (Maximum Difference –maximální rozdíl).....	59
6.1.13	LMSE (Laplacian Mean Squared Error – Laplacian. průměrná kvadr. chyba) .	60
6.1.14	NAE (Normalized Absolute Error –normalizovaná absolutní chyba) .....	60
6.2	Subjektivní hodnocení obrazů .....	60
7	Obslužný program.....	61
7.1	Popis rozhraní GUI.....	61
7.2	Vyhodnocení.....	61
8	Porovnání metod filtrace.....	63
8.1	Srovnání jednotlivých metod na obrázku „eight.tif“ .....	63
8.1.1	Variance šumu=0,1 .....	63
8.1.2	Variance šumu=0,01 .....	67
8.2	Srovnání jednotlivých metod na obrázku „lena.tif“ .....	72
8.2.1	Variance šumu=0,1 .....	72
8.2.2	Variance šumu=0,01 .....	77
8.3	Srovnání jednotlivých metod na obrázku „neck.tif“ .....	82
	Závěr.....	84
	Literatura .....	85
	Seznam pojmů .....	89



# SEZNAM OBRÁZKŮ

Obr. 1 Denierův ultrazvukový přístroj [1].....	12
Obr. 2 Zjednodušené schéma ultrazvukové sondy .....	16
Obr. 3 Vyzařovací diagram ultrazvukové sondy (blízké a vzdálené pole) [4] .....	16
Obr. 4 Postup detekce: a) echo signál, b) amplituda, c) po kompresi .....	17
Obr. 5 Zobrazení A-mód [1].....	20
Obr. 6 Zobrazení B-mód [1] .....	20
Obr. 7 Zobrazení TM-mód [9] .....	21
Obr. 8 Zobrazení C-mód [11].....	22
Obr. 9 Obraz inkapsulované echokonstrastní látky z elektronového rastrovacího mikroskopu [13].....	23
Obr. 10 Interakce mikrobublin s ultrazvukem [13] .....	24
Obr. 11 Princip Pulse Inversion Imaging [15].....	25
Obr. 12 Artefakt šířky svazku (beam width artifact) [17] .....	27
Obr. 13 Artefakt postranních laloků (side lobe artifact) [17] .....	28
Obr. 14 Ozvěnový artefakt [17] .....	29
Obr. 15 Ring-down artefakt [17] .....	29
Obr. 16 Artefakt zrcadlového obrazu [17] .....	30
Obr. 17 Artefakt posunutí rychlosti [17] .....	31
Obr. 18 Artefakt refrakce [17].....	31
Obr. 19 Artefakt zvětšení útlumu [17] .....	32
Obr. 20 Artefakt zmenšení útlumu [17] .....	33
Obr. 21 Analýza složení tkáně použitím útlumových artefaktů [17] .....	34
Obr. 22 Využití znalosti o útlumu ke zlepšení kvality obrazu [17].....	34
Obr. 23 Blokový diagram zpracování signálu uvnitř ultrazvukového přístroje .....	36
Obr. 24 Princip vzniku šumu spekle [18].....	37
Obr. 25 Princip random walk v komplexní rovině a Rayleighův PDF [18].....	38
Obr. 26 Princip random walk v komplexní rovině s přidáním konstantním fázorem a Ricianův PDF [18] .....	39
Obr. 27 Rodina funkcí Rician PDF s parametrem $k$ [18] .....	39
Obr. 28 Spekle a jejich komplexní spektra [18] .....	42
Obr. 29 Autokorelační funkce RF signálu (plná čára) a detekovaného signálu (čárkovaná čára) pro axiální a laterální dimenzi [18].....	43
Obr. 30 Princip mediánového filtru.....	44
Obr. 31 Masky hybridního mediánového filtru [20] .....	45
Obr. 32 Princip hybridního mediánového filtru .....	45
Obr. 33 Princip geometrické filtrace .....	47
Obr. 34 Příklad vlnkových funkcí [31].....	50
Obr. 35 Princip dekompozice obrazu pomocí 2D vlnkové transformace.....	51
Obr. 36 Reálná 2D Dual-tree vlnková transformace [30] .....	52
Obr. 37 Komplexní 2D Dual-tree vlnková transformace [30].....	52
Obr. 38 Princip měkkého prahování.....	53
Obr. 39 Princip FIR Wienerova filtru.....	54
Obr. 40 Povrch funkce LSE pro FIR filtr se dvěma koeficienty [34].....	55
Obr. 41 Obslužný program při použití filtru Comp 2D DWT .....	61
Obr. 42 Příklad grafického srovnání parametrů .....	62
Obr. 43 Příklad srovnání parametrů v tabulce.....	62
Obr. 44 Sejmутý zašuměný a vyfiltrovaný obrázek „neck.tif“ .....	82

# SEZNAM TABULEK

Tab. 1 Rychlosti šíření ultrazvuku v různých prostředích [3] .....	13
Tab. 2 Porovnání různých vyšetřovacích metod [7].....	19
Tab. 3 Útlumové koeficienty pro frekvenci 1 MHz [17].....	32
Tab. 4 Objektivní hodnocení základních filtračních metod pro obrázek „eight.tif“ (v=0,1).....	63
Tab. 5 Objektivní hodnocení pokročilých filtračních metod pro obrázek „eight.tif“ (v=0,1).....	64
Tab. 6 Vyfiltrované obrázky po filtraci obrázku „eight.tif“ s variancí šumu 0,1, část A.....	65
Tab. 7 Vyfiltrované obrázky po filtraci obrázku „eight.tif“ s variancí šumu 0,1, část B.....	66
Tab. 8 Vyfiltrované obrázky po filtraci obrázku „eight.tif“ s variancí šumu 0,1, část C.....	67
Tab. 9 Objektivní hodnocení základních filtračních metod pro obrázek „eight.tif“ (v=0,01).....	67
Tab. 10 Objektivní hodnocení pokročilých filtračních metod pro obrázek „eight.tif“ (v=0,01).....	68
Tab. 11 Vyfiltrované obrázky po filtraci obrázku „eight.tif“ s variancí šumu 0,01, část A.....	69
Tab. 12 Vyfiltrované obrázky po filtraci obrázku „eight.tif“ s variancí šumu 0,01, část B.....	70
Tab. 13 Vyfiltrované obrázky po filtraci obrázku „eight.tif“ s variancí šumu 0,01, část C.....	71
Tab. 14 Objektivní hodnocení základních filtračních metod pro obrázek „lena.tif“ (v=0,1).....	72
Tab. 15 Objektivní hodnocení pokročilých filtračních metod pro obrázek „lena.tif“ (v=0,1).....	73
Tab. 16 Vyfiltrované obrázky po filtraci obrázku „lena.tif“ s variancí šumu 0,1, část A.....	74
Tab. 17 Vyfiltrované obrázky po filtraci obrázku „lena.tif“ s variancí šumu 0,1, část B.....	75
Tab. 18 Vyfiltrované obrázky po filtraci obrázku „lena.tif“ s variancí šumu 0,1, část C.....	76
Tab. 19 Objektivní hodnocení základních filtračních metod pro obrázek „lena.tif“ (v=0,01).....	77
Tab. 20 Objektivní hodnocení pokročilých filtračních metod pro obrázek „lena.tif“ (v=0,01).....	78
Tab. 21 Vyfiltrované obrázky po filtraci obrázku „lena.tif“ s variancí šumu 0,01, část A.....	79
Tab. 22 Vyfiltrované obrázky po filtraci obrázku „lena.tif“ s variancí šumu 0,01, část B.....	80
Tab. 23 Vyfiltrované obrázky po filtraci obrázku „lena.tif“ s variancí šumu 0,01, část C.....	81
Tab. 24 Objektivní hodnocení základních filtračních metod pro obrázek „neck.tif“.....	82
Tab. 25 Objektivní hodnocení pokročilých filtračních metod pro obrázek „neck.tif“.....	83

# ÚVOD

Ultrazvukové vyšetření řadíme mezi neinvazivní a levné zobrazovací metody. Výhodou ultrazvuku je, že nemá vedlejší účinky jako rtg záření a je neinvazivní. Historie ultrazvuku a fyzikální principy jsou popsány v 1. kapitole. V klinické praxi se ultrazvukové přístroje používají už více než čtyřicet let. Ultrazvuková diagnostika je využívána ve všech lékařských oborech (urologii, kardiologii, ortopedii, gynekologii atd.) k zobrazení orgánů, tkání a dutin lidského těla. Přesto se jedná o zobrazovací metodu, u které stále probíhá rozvoj jak po technické stránce, tak i po medicínské stránce. Rozvoj počítačové techniky přispěl ke vzniku nových modalit ultrazvukového vyšetření, z nichž některé jsou popsány ve 2. kapitole. Mezi ně patří i ultrazvukové perfuzní zobrazování s využitím mikrobublin.

Ultrazvukové vyšetření doprovázejí i problémy, které se týkají především podceňování obtížnosti této metody a nároků kladených na vyšetřující personál. I v dnešní době se můžeme setkat s prováděním složitých vyšetření na přenosných přístrojích. Na rozdíl od některých radiologických zobrazovacích metod závisí kvalita ultrazvukového vyšetření na zkušenostech obsluhujícího personálu. Při vyšetřování pomocí ultrazvuku se můžeme setkat s mnoha druhy artefaktů, které jsou dány technickou konstrukcí ultrazvukového přístroje, především jeho sondy. Jednotlivé artefakty jsou blíže popsány ve 3. kapitole.

Při ultrazvukovém vyšetření se setkáváme s šumem typu spekle, který zhoršuje informační výtěžnost ultrazvukového obrazu. Vlastnosti šumu typu spekle jsou popsány ve 4. kapitole. Šum spekle se snažíme různými způsoby odstranit, můžeme vybírat mezi základními a pokročilými metodami popsanými v 5. kapitole. Mezi základní metody patří lineární filtrace, mediánová filtrace, Frostův filtr a další. Mezi pokročilé metody pro potlačení speklí řadíme geometrickou filtraci, Wienerovu filtraci, filtraci pomocí vlnkové transformace a anisotropickou filtraci. V klinické praxi se používají daleko složitější a lepší metody než jsou popsány v této práci, avšak firmy vyrábějící medicínskou techniku si tyto metody pečlivě chrání.

Kvalitu obrazu lze hodnotit objektivními nebo subjektivními kritérii popsanými v 6. kapitole. Součástí práce je i program pro demonstraci funkčnosti jednotlivých metod filtrace a jejího objektivního hodnocení. Srovnání jednotlivých metod filtrace je provedeno v 8. kapitole.

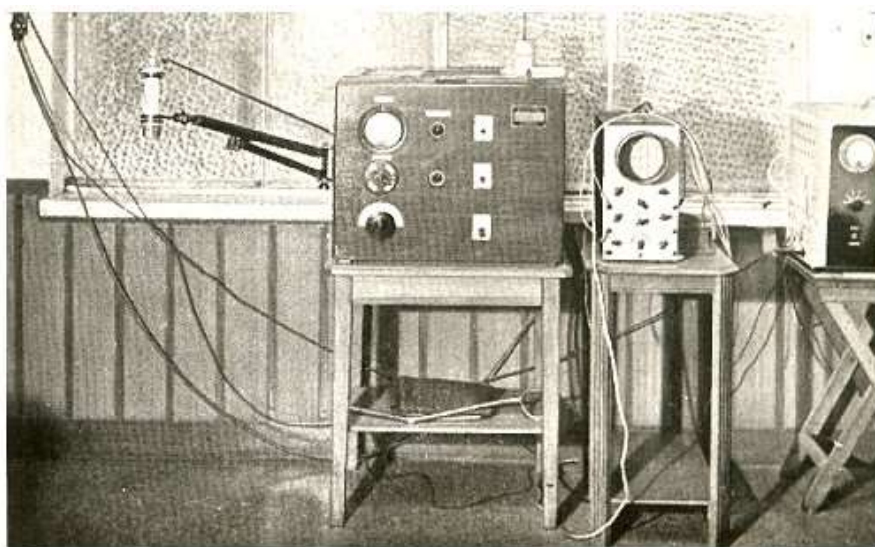
V budoucnosti lze očekávat další rozvoj ultrazvukové diagnostiky a nahrazení některých drahých vyšetření či vyšetření s radiační zátěží. Stále se zlepšující rozlišovací schopnost moderních ultrazvukových přístrojů umožňuje provádět vedle běžných morfologických a funkčních vyšetření též invazivní zákroky diagnostického či léčebného charakteru.

# 1 FYZIKÁLNÍ PRINCIPY ULTRAZVUKU

## 1.1 Historie ultrazvuku

Vývoj ultrazvukových systémů pro medicínu se začal vyvíjet jako měření vzdáleností pod vodní hladinou pomocí zvukových vln. V roce 1826 švýcarský fyzik Jean-Daniel Colladon úspěšně použil podvodní zvon k určení rychlosti zvuku ve vodách Ženevského jezera [1]. Jedním z fyziků, kteří pracovali na definování základního popisu zvukových vln, byl Angličan lord Rayleigh, který v roce 1877 vydal své dílo „The Theory of Sound“ v němž popsal zvukové vlny pomocí matematických rovnic [1]. Objev ultrazvuku je připisován italskému biologovi Lazzarovi Spallanzanimu, který v roce 1794 prokázal schopnost netopýrů orientovat se ve tmě pomocí echolokace [2]. Skutečný průlom ve vývoji ultrazvuku přišel s Pierrem Curie a jeho bratrem, kteří v roce 1880 objevili piezoelektrický efekt [2].

Podvodní sonarové systémy byly prvním větším využitím ultrazvuku v praxi. Elexander Belm z Vídně v roce 1912 popsal princip sonarového systému [1]. První patent na podvodní sonar byl podán ve Velké Británii Lewisem Richardsonem v roce 1912, měsíc po potopení Titaniku [1]. První funkční sonar byl vyroben ve Spojených státech Reginaldem Fessendem v roce 1914 [1]. Byl však značně nedokonalý. První piezoelektrický měnič je připisován francouzskému fyzikovi P.Langevinovi, který ho zhotovil v roce 1916 [2]. Piezoelektrických měničů se dalo již dobře využít k vyzařování do kapalin a piezoelektrický jev byl využit pro měření intenzity přijatého odraženého ultrazvuku. Již v roce 1918 spatřil světlo světa první použitelný systém pro podmořskou ultrazvukovou echolokaci, jehož autory byli P. Langevin a N. C. Chilowsky [1], který je zobrazen na Obr. 1. Tím se zrodil předchůdce nejen dnešních moderních sonarů ale i moderních diagnostických systémů v lékařství. Poprvé byl uplatněn princip zachycování ultrazvuku odraženého od neviditelných překážek, který tyto překážky umožňoval prostorově lokalizovat.



Obr. 1 Denierův ultrazvukový přístroj [1]

## 1.2 Fyzikální principy

Pojmem ultrazvuk označujeme mechanické vlnění, které má frekvenci vyšší než 20 kHz, je tedy pro lidské ucho neslyšitelné. Vlnění s frekvencí vyšším než 1 GHz označujeme jako hyperzvuk. Pro diagnostické účely se v lékařství používají frekvence ultrazvuku v megahertzové oblasti. Zdrojem těchto kmitů jsou nejčastěji elektricky buzené piezoelektrické měniče. Po vložení krystalu do vhodného elektrického pole dochází k jeho deformaci. Pokud je vnější elektrické pole časově proměnlivé, tak krystal svůj tvar mění s určitou konstantní periodou a stává se tak sám zdrojem mechanického vlnění. Akustické vlnění, které je vysíláno z měniče do tkání, se šíří jako podélné vlnění. Výjimku tvoří kosti, kde se ultrazvuk šíří ve formě příčného vlnění. Každé živé či neživé prostředí lze z akustického pohledu popsat několika parametry.

### 1.2.1 Základní veličiny ultrazvukového pole

Nejdůležitějšími parametry prostředí, ve kterém se ultrazvuk šíří, jsou rychlost šíření, akustická impedance a útlum.

Rychlost ultrazvuku  $c$  [m/s] lze ve tkáních vypočítat podle vztahu [3]:

$$c = \sqrt{\frac{K}{\rho}}, \quad (1.1)$$

kde  $\rho$  značí hustotu tkáně [ $\text{kg/m}^3$ ] a  $K$  je modul pružnosti [Pa]. Tyto konstanty jsou součástí speciálních tabulek. Rychlost šíření se v měkkých tkáních pohybuje kolem 1540 m/s [3], další příklady rychlosti šíření jsou uvedeny v Tab. 1. Každé vlnění lze charakterizovat jeho vlnovou délkou  $\lambda$ . Čím vyšší má ultrazvuk frekvenci, tím menší je jeho vlnová délka. Čím vyšší frekvenci je použita, tím lze principiálně získat kvalitnější obraz s lepšími detaily.

Tab. 1 Rychlosti šíření ultrazvuku v různých prostředích [3]

Prostředí	Rychlost [m/s]
Vzduch	340
Voda	1500
Mozek	1538
Sval	1568
Játra	1570
Krev	1580
Kost	3360
Ocel	5000
Sklo	6000

Ultrazvukem lze rozlišit dva objekty, jejichž vzdálenost je alespoň jedna vlnová délka. Např. při vlnové délce 3 mm můžeme ultrazvukem rozlišit 2 objekty, jejichž vzájemná vzdálenost je více jak 3 mm. Vlnovou délku  $\lambda$  [m] lze vypočítat z frekvence  $f$  [Hz] a rychlosti šíření  $c$  [m/s] dle následujícího vztahu [4]:

$$\lambda = \frac{c}{f}. \quad (1.2)$$

S frekvencí ale roste i útlum ve tkáni, takže při použití vysokých frekvencí pro vyšetření hlouběji uložených tkání by bylo nutno dodat velkou energii. Tím by docházelo k velkému ohřevu povrchových tkání včetně kůže. Z tohoto důvodu se pro hlouběji uložené tkáně používají nižší frekvence s menší energií. Daní za toto opatření je horší rozlišení obrazu a horší detaily zobrazení.

Každé prostředí představuje pro procházející ultrazvuk určitý odpor, který nazýváme akustickou impedancí. Největší odpor kladou pevné látky, které mají částice blízko sebe a ultrazvuk se v nich šíří rychle. Nejmenší impedanci mají látky plynné, u kterých jsou velké vzdálenosti mezi částicemi. Jednotkou impedance je  $\text{kg} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$ . Vlastní akustickou impedanci lze vyjádřit pomocí hustoty tkáně  $\rho$  [ $\text{kg}/\text{m}^3$ ] a rychlosti šíření ultrazvuku  $c$  [ $\text{m}/\text{s}$ ] následujícím vzorcem [4]:

$$Z = \rho \cdot c . \quad (1.3)$$

### 1.2.2 Intenzita a výkon ultrazvukového vlnění

Akustická energie se u ultrazvukové vlny přenáší ve formě kinetické energie (pohybem částic) a potenciální energie (stlačování kapaliny). Intenzita ultrazvukového vlnění je definována jako průměrná akustická energie procházející jednotkovou plochou kolmou na směr šíření vlnění za jednotku času. Intenzitu ultrazvukového vlnění  $I$  [ $\text{W}/\text{m}^2$ ] lze určit ze vztahu [4]:

$$I = \frac{1}{2} \frac{\rho_0}{Z} , \quad (1.4)$$

kde  $\rho_0$  [ $\text{kg}/\text{m}^3$ ] je průměrná hustota tkáně a  $Z$  [ $\text{kg} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$ ] je akustická impedance.

Výkon ultrazvukového vlnění  $P$  [ $\text{W}$ ] je dán součinem intenzity  $I$  [ $\text{W}/\text{m}^2$ ] a celkové plochy  $S$  [ $\text{m}^2$ ], na kterou dopadá ultrazvukové vlnění [4].

$$P = IS \quad (1.5)$$

### 1.2.3 Odraz a lom ultrazvukového vlnění

V homogenním prostředí se ultrazvuková vlna šíří přímočaře, pokud ale dopadne na rozhraní dvou prostředí, která mají různou akustickou impedanci  $Z$ , zčásti projde do druhého prostředí a zčásti se odrazí zpět do prvního prostředí. Jaká část vlnění se odrazí a jaká část projde, to záleží na akustických impedancích  $Z_1$  a  $Z_2$ . Pro úplnost předpokládejme, že vlnění jde z prostředí 1 do prostředí 2. Koeficient odrazu  $R$  je pro kolmý dopad definován následujícím vzorcem jako podíl intenzity odraženého vlnění  $I_r$  k intenzitě dopadajícího vlnění  $I_i$  [3].

$$R = \frac{I_r}{I_i} = \left( \frac{Z_2 - Z_1}{Z_2 + Z_1} \right)^2 \quad (1.6)$$

Pokud je akustická impedance  $Z_2$  mnohem menší než  $Z_1$ , tak se skoro všechno dopadající ultrazvukové vlnění odrazí. K tomuto dochází např. na rozhraní vody a vzduchu.

Pokud vlnění dopadá na rozhraní dvou prostředí šikmo, nastává kromě odrazu i lom vlnění. Předpokladem pro odraz a lom vlnění je, že jsou rozměry rozhraní větší než vlnová délka vlnění. Pro lom ultrazvukového vlnění platí Snellův zákon lomu, který můžeme vyjádřit tímto vztahem [4]:

$$\frac{\sin \alpha_1}{\sin \alpha_2} = \frac{c_1}{c_2} = \frac{n_2}{n_1}, \quad (1.7)$$

kde  $\alpha_1$  je úhel dopadu,  $\alpha_2$  je úhel lomu,  $c_1$  a  $c_2$  jsou rychlosti šíření v daných prostředích,  $n_1$  a  $n_2$  jsou indexy lomu. Lomená vlna leží v rovině dopadu.

### 1.2.4 Útlum ultrazvuku

Ultrazvuková vlna, která se šíří reálným prostředím, je zeslabována v důsledku např. viskózních jevů. Koeficient útlumu  $\alpha$  se udává v jednotkách dB/m. Se vzrůstající frekvencí se útlum ultrazvukového vlnění zvyšuje, tato závislost bývá často lineární. Intenzita ultrazvukového vlnění klesá se vzdáleností od zdroje exponenciálně [5]:

$$I = I_0 e^{-2\alpha x}. \quad (1.8)$$

$I_0$  označuje intenzitu na povrchu zdroje vlnění,  $\alpha$  je koeficient útlumu a  $x$  je vzdálenost od zdroje. Na celkový útlum mají největší vliv absorpce a rozptyl. Koeficient útlumu  $\alpha$  pak můžeme napsat jako součet koeficientů  $\alpha_A$ , který se vztahuje k absorpci, a  $\alpha_S$  vztahující se k rozptylu [5].

$$\alpha = \alpha_A + \alpha_S \quad (1.9)$$

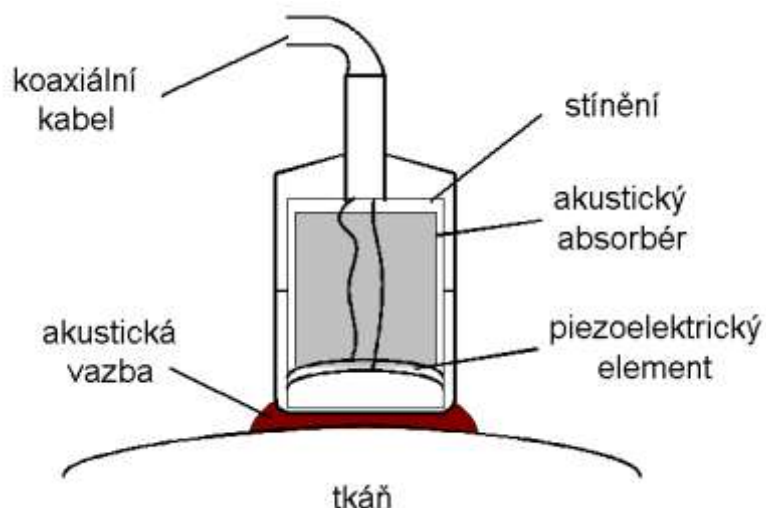
Absorpce je doprovázena ztrátou energie kmitavého pohybu a její přeměnou v teplo. Tohoto je využíváno především v ultrazvukové terapii k ohřevu tkání. V jednotce objemu se za jednotku času naakumuluje jisté množství energie, protože v reálných prostředích vždy dochází k absorpci. Tuto energii  $q$  můžeme vyjádřit vztahem [5]:

$$q = 2\alpha_A I, \quad (1.10)$$

kde  $\alpha_A$  je koeficient absorpce a  $I$  je intenzita. Rozptyl se uplatní především v nehomogenních prostředích, kde snižuje intenzitu ultrazvukového vlnění vlivem odrazů, ohybů a lomů.

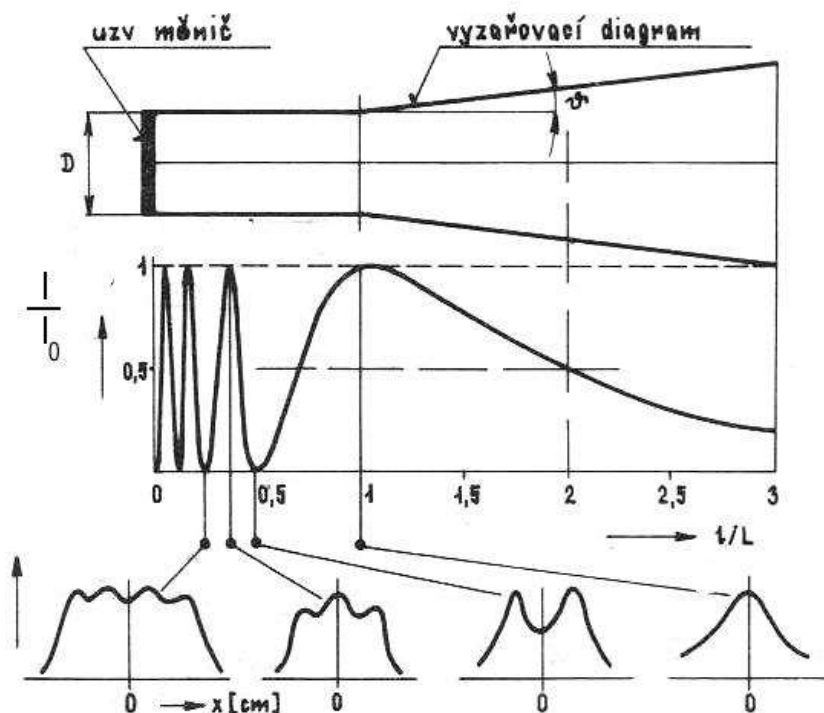
## 1.3 UZV sonda a zpracování signálu

Zdrojem ultrazvukového vlnění je měnič, umístěný v diagnostické sondě, který je zobrazen na Obr. 2. Tenký ultrazvukový měnič vhodného tvaru má na obou protilehlých stranách napařeny elektrody, na které je v režimu generace připojen vysokofrekvenční signál. V důsledku nepřímého piezoelektrického jevu dochází k deformaci tloušťky krystalu, které jsou přes akustickou vazbu přenášeny do prostředí, jež vytváří primární parametrické pole. V režimu příjmu (mezi dvěma generovanými pulsy) je krystal měniče vystaven mechanickému namáhání od odražených ultrazvukových ech. V důsledku přímého piezoelektrického jevu v závislosti na velikosti mechanické deformace, je snímán z obou elektrod potenciální rozdíl, který je přiváděn do přijímače ultrazvukového systému.



Obr. 2 Zjednodušené schéma ultrazvukové sondy

Nejdůležitějším parametrem ultrazvukové sondy je vyzařovací diagram (viz Obr. 3), jedná se o prostorové vyjádření intenzity. Generované ultrazvukové pole je možné rozdělit na blízké a vzdálené pole. V blízkém poli je hladina intenzity nehomogenní, střídají se maxima a minima intenzit. Pro diagnostiku se využívá vzdálené pole, v němž má hladina intenzity rovnoměrný pokles. Hranice mezi blízkým a vzdáleným polem je určena polohou posledního maxima hladiny intenzity v ose měniče.

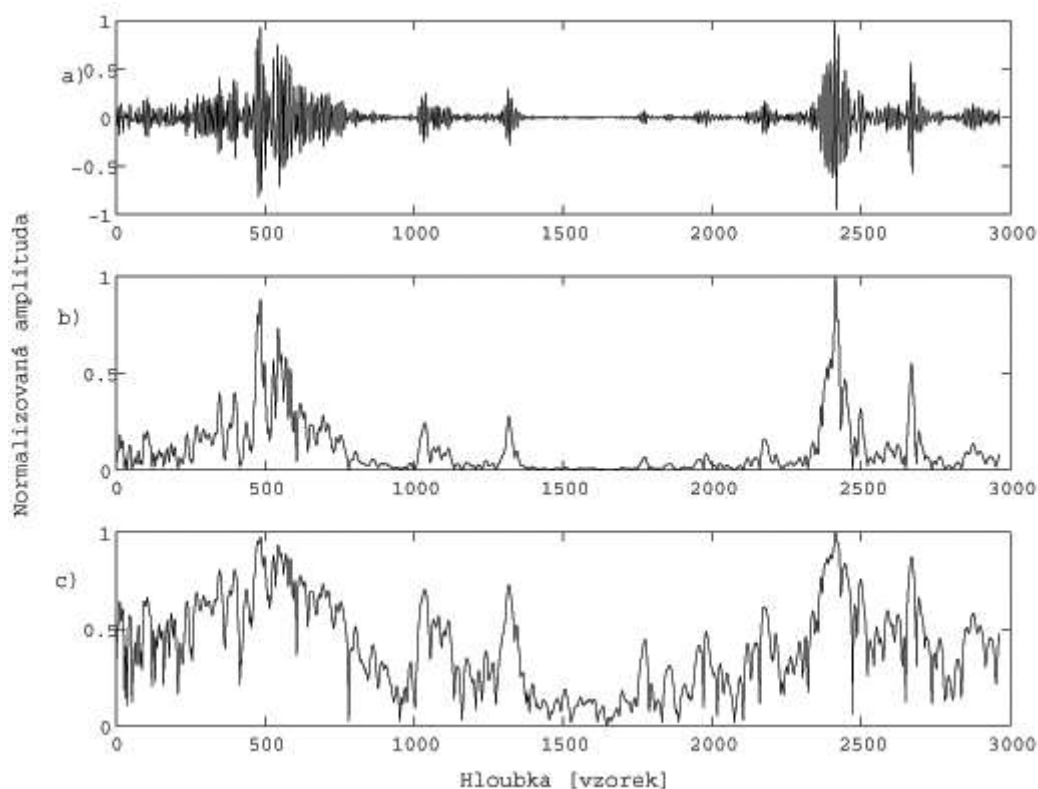


Obr. 3 Vyzařovací diagram ultrazvukové sondy (blízké a vzdálené pole) [4]

Charakteristickým parametrem ultrazvukové sondy je rezonanční frekvence. Na této frekvenci sonda v režimu vysílání generuje krátký pulz ultrazvukové energie, který se šíří do sledovaného prostředí v definovaném směru. Při průchodu tkání se ultrazvuková vlna odráží



na rozhraní prostředí, které mají různou hodnotu akustické impedance. Odražený signál se vrací zpět a je detekován stejnou sondou, která nyní pracuje v režimu příjmu. Přímým piezoelektrickým jevem je toto mechanické vlnění převedeno na elektrický signál, tzv. echo. Přijatý signál je při průchodu tkáněmi zeslabován, což závisí na druhu tkání a na rezonanční frekvenci (viz Obr. 4a). Dynamický rozsah přijatých ech je až 100 dB [4]. Detekovaný signál je v radiofrekvenčním pásmu, podstatnou informaci nese hlavně v amplitudě (viz Obr. 4b), ta odpovídá velikosti odrazu. Z tohoto důvodu se nejdříve provádí detekce obálky, z důvodu velké dynamiky se následně obálka amplitudově komprimuje (viz Obr. 4c).



**Obr. 4** Postup detekce: a) echo signál, b) amplituda, c) po kompresi

## 2 ULTRAZVUKOVÉ ZOBRAZOVACÍ METODY V LÉKAŘSTVÍ

Drtivá většina diagnostických systémů je založena na impulsní odrazové metodě. Do těla pacienta je vysíláno z piezoelektrického měniče ultrazvukové vlnění o frekvenci jednotek MHz s maximální intenzitou  $1 \text{ kW/m}^2$  [4]. V měkkých tkáních je průměrná rychlost šíření vlnění  $1540 \text{ m/s}$  [3]. Vyšetřovací sonda pracuje střídavě v režimu vysílače a přijímače. Do šetřené oblasti jsou periodicky vysílány krátké impulzy ultrazvukového vlnění střídající se s dobou snímání ech. Na rozhraní dvou prostředí, která mají různou akustickou impedanci, se vlnění částečně odráží zpět ke zdroji a částečně prochází dále do tkáně. Odražený signál, který tvoří tzv. echo, je piezoelektrickým měničem zachycen a převeden na elektrický signál, se kterým se dále pracuje. Protože je známa doba mezi vysláním a příjmem echa  $\Delta t$ , lze při znalosti rychlosti šíření ultrazvuku  $c$  v dané tkáni určit, v jaké vzdálenosti  $\Delta x$  mezi sondou a rozhraním došlo k odrazu.

$$\Delta x = \frac{c\Delta t}{2} \quad (2.1)$$

Pokud prochází impulz více rozhraními, dochází k vícečetnému odrazu a každému rozhraní přísluší echo s určitou amplitudou a hodnotou doby  $\Delta t$ . Délka výstupního impulzu bývá  $1\text{--}2 \text{ }\mu\text{s}$ . Frekvence vysílání impulzů se pohybuje kolem  $100 \text{ Hz}$  až  $1 \text{ kHz}$  [5]. Použitá frekvence se volí v rozmezí  $1\text{--}30 \text{ MHz}$  s ohledem na použití, pro povrchové tkáně můžeme použít vyšší frekvence, pro vnitřní orgány nižší frekvence [3]. Pracovní frekvence ultrazvukového vlnění koresponduje se stranovou rozlišovací schopností (vztaženou ke směru kolmému na osu ultrazvukového svazku) a akustickými vlastnostmi tkáně. Kvalitu zpracování echa ovlivňuje výstupní výkon sondy, jehož maximální hodnota je v diagnostice omezena. Používají se intenzity ultrazvuku do  $0,1 \text{ W/cm}^2$  [4].

Pro dobrou vizualizaci se detekovaný signál dále upravuje. Z důvodu toho, že intenzita vlnění klesá exponenciálně, využívá se pro zesílení signálu zesilovač, jehož zesílení je úměrné době od vyslání impulzu. Dále je nutné zajistit, aby vlnění procházelo pouze pevným či kapalným prostředím, protože vzduch má malou akustickou impedanci a velký koeficient útlumu.

### 2.1 Porovnání ultrazvuku s jinými zobrazovacími metodami

Ultrazvukové vyšetření řadíme mezi neinvazivní a levné zobrazovací metody. Ultrazvuk se v klinické praxi používá více jak 30 let [6]. Objevují se i problémy, které doprovázejí provádění vyšetření ultrazvukem. Můžeme se setkat s tím, že složitá ultrazvuková vyšetření se provádějí na přenosných přístrojích, jejichž kvalita je nízká a nelze provádět podrobnější hodnocení. Na rozdíl od některých jiných radiologických zobrazovacích metod je kvalita ultrazvukového vyšetření výrazně závislá na zkušenostech vyšetřujícího lékaře. Právě nízká cena přenosných ultrazvukových přístrojů a uniformní bodové hodnocení pojišťoven

mají za následek množství vyšetření, jejichž diagnostická výtěžnost je minimální, a musí být proto opakována nebo doplňována vyšetřením CT, což je spojeno se zbytečnou radiační zátěží. Základní porovnání je uvedeno v Tab. 2.

**Tab. 2 Porovnání různých vyšetřovacích metod [7]**

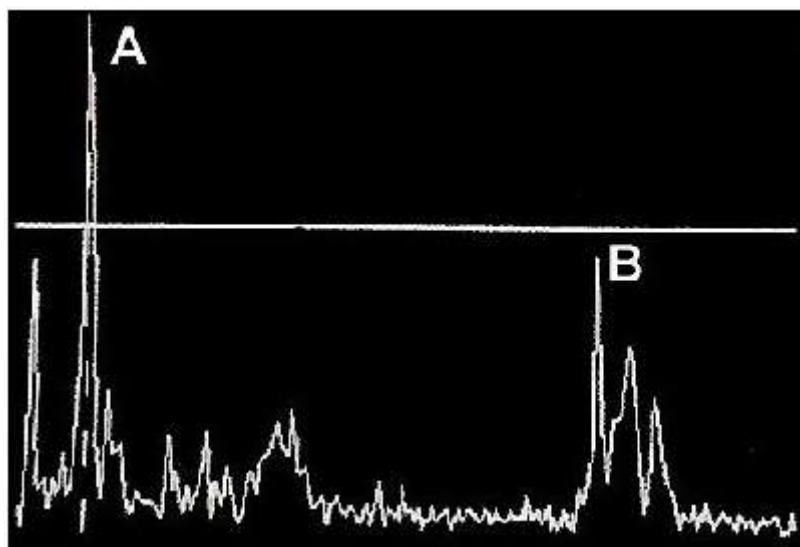
Parametr	Zobrazovací metoda			
	UZV	RTG	CT	MRI
Zobrazení	Mechanické vlastnosti	Průměrná absorpce tkáně	Absorpce tkáně	Biochemie
Přístup	Kdekoliv	2 protilehlé strany	Obvod těla	Obvod těla
Prostorové rozlišení	0,3-3mm v závislosti na frekvenci a ose	~1mm	~1mm	~1mm
Průnik	3-25cm v závislosti na frekvenci	Výborný	Výborný	Výborný
Bezpečnost	Dobrá	Ionizující záření	Ionizující záření	Výborná
Rychlost	~100 FPS	~Minuty	~30-60s	~10 FPS
Mobilita	Výborná	Dobrá	Špatná	Špatná
Cena	Levné	Středně drahé	Drahé	Velmi drahé

## 2.2 Možnosti zobrazení

Typy ultrazvukových snímků můžeme na základě principu snímání rozdělit na dvě základní skupiny. Do jedné skupiny patří tzv. echo techniky (A-mód, B-mód, TM-mód), do druhé skupiny můžeme zařadit techniky využívající Dopplerův princip.

### 2.2.1 A-mód

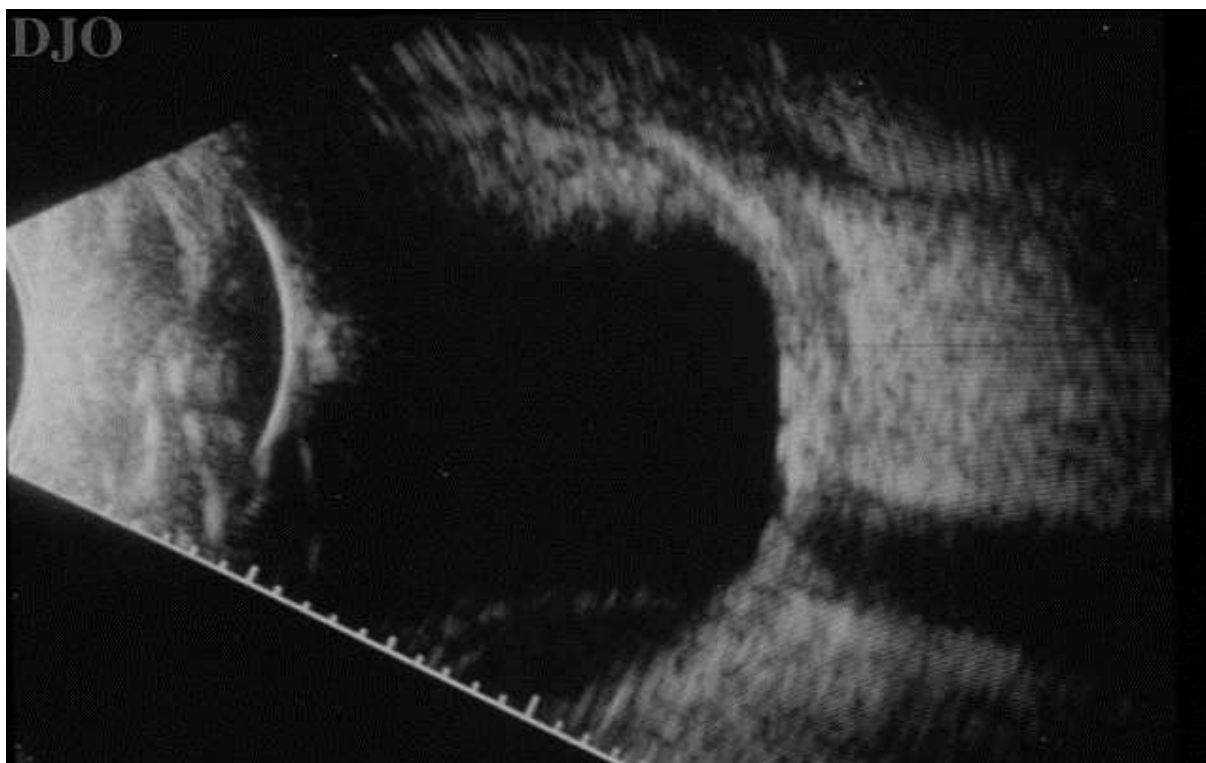
V A-módu generuje krystal do prostoru v určitém směru ultrazvukový impuls o určité energii. Na nehomogenitách ve snímané tkáni dochází k odrazům, které se detekují. Vzniklé echo (1D) tvoří tzv. A-scan, jak je vidět na Obr. 5. Poloha na časové ose odpovídá místu odrazu a amplituda velikosti odražené energie. A-mód se používá především v očním lékařství, kde je jeho role nezastupitelná. Měří se s ním např. biometrie oka, primární odchlopení sítnice, výskyt očních tumorů.



Obr. 5 Zobrazení A-mód [1]

### 2.2.2 B-mód

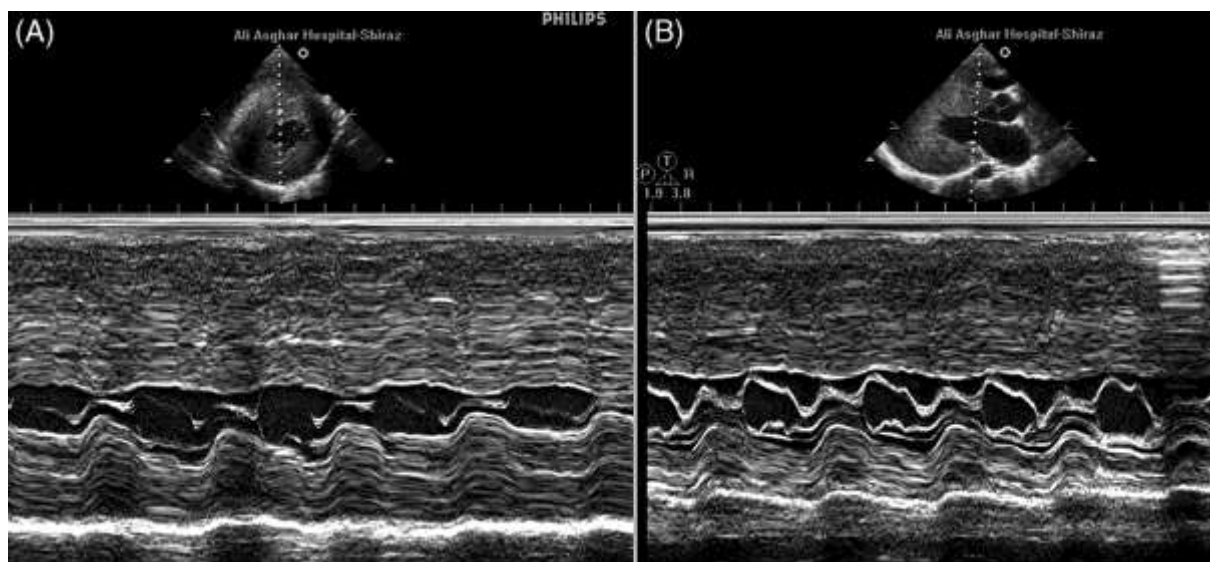
Při B-módu dochází k vychylování ultrazvukového pulzu do různých stran. Snímáme tedy jednotlivé A-scany, které jsou následně zpracovány. Výstupem je 2D šedotónový obrázek, jehož jas odpovídá velikosti odrazu závislého na rozdílech akustických impedancí tkání (viz Obr. 6).



Obr. 6 Zobrazení B-mód [1]

### 2.2.3 TM-mód

Slouží ke sledování pohybujících se struktur (TM je zkratkou Time Motion). Jedná se o amplitudový mód s frekvencí pulzů až 1 kHz zobrazovaný v reálném čase [8], zobrazený na Obr. 7. To nám umožní zobrazení polohy (axiální – vzhledem k sondě) v závislosti na čase.



Obr. 7 Zobrazení TM-mód [9]

S vývojem počítačové techniky se objevilo 3D zobrazení, která nachází uplatnění např. v prenatalní diagnostice. Umožňuje lékaři lepší orientaci a diagnostiku plodu v děloze. Další vývoj techniky přinesl 4D zobrazení, nejedná se však o nic jiného, než o vývoj 3D zobrazení v čase.

### 2.2.4 Ultrazvukové dopplerovské metody

Dopplerův jev lze pro akustiku popsat takto [10]: Zdroj akustického vlnění o stálé frekvenci se pohybuje relativně vůči pozorovateli. Přibližuje-li se zdroj zvukového vlnění, vnímá pozorovatel vyšší frekvenci, vzdaluje-li se zdroj, vnímá frekvenci nižší. Ke stejnému jevu dochází i v případě, že zdroj vlnění svoji polohu nemění a pohybuje se reflektor, na němž se akustické vlnění odráží.

V proudící krvi jsou základními odrazovými strukturami erytrocyty. Jejich velikost je mnohem menší než vlnová délka použité ultrazvukové vlny, tím působí jako bodové zdroje rozptylu, od nichž se šíří kruhové vlnoplochy, které mezi sebou interagují. Pro vznik dopplerovského signálu je důležitá ta část energie vlny, která se šíří zpět ke zdroji. Frekvence odražené vlny se liší od vyslané frekvence v důsledku pohybu erytrocytů. Dopplerův posuv lze vypočítat z rovnice [10]:

$$f_d = \frac{2f_v v \cos \alpha}{c}, \quad (2.2)$$

kde  $f_d$  je Dopplerův posuv frekvence,  $v$  je rychlost pohybu krve,  $f_v$  odpovídá frekvenci vyslané ultrazvukové vlny,  $c$  je rychlost šíření ultrazvuku v krvi a  $\alpha$  je tzv. dopplerovský úhel.

Kontinuální dopplerovské systémy, které pracují s nemodulovanou nosnou vlnou (CW), mají sondu se dvěma akustickými měniči stejného tvaru [10]. Jeden měnič trvale pracuje jako vysílač, druhý jako přijímač. Měníče jsou vůči sobě skloněny o malý úhel, aby se přijímaný i vysílaný svazek překrývaly v citlivé oblasti dlouhé i několik centimetrů. Pokud prochází citlivou oblastí více cév, je toto řešení nevýhodné, protože není možné odlišit rychlosti toků v jednotlivých cévách. Systémy s nemodulovanou nosnou nacházejí uplatnění především v detekci a měření toků v povrchových cévách.

Dopplerovské systémy s modulovanou nosnou vlnou kombinují impulzní vysílání ultrazvukového signálu se směrovou detekcí odrazů od proudící krve v časových intervalech mezi vysílanými impulzy. Dopplerovské impulzy mají ve srovnání s ultrazvukovými zobrazovacími systémy větší délku a větší opakovací frekvenci. Délka vyslaného ultrazvukového impulsu nám určuje velikost tzv. vzorkovacího objemu, který definuje oblast cévy, v níž se měří rychlost toku. Časová prodleva mezi vysláním impulsu a zachycením jeho odrazu určuje hloubku, v níž je možno měřit rychlost toku.

C-mód využívá upravený pulzní Doppler. Kombinuje morfologickou informaci v podobě šedotónového B-scanu s barevnou informací získanou pulzním Dopplerem (viz Obr. 8). Barva určuje směr průtoku krve a odstín barvy odpovídá její rychlosti.



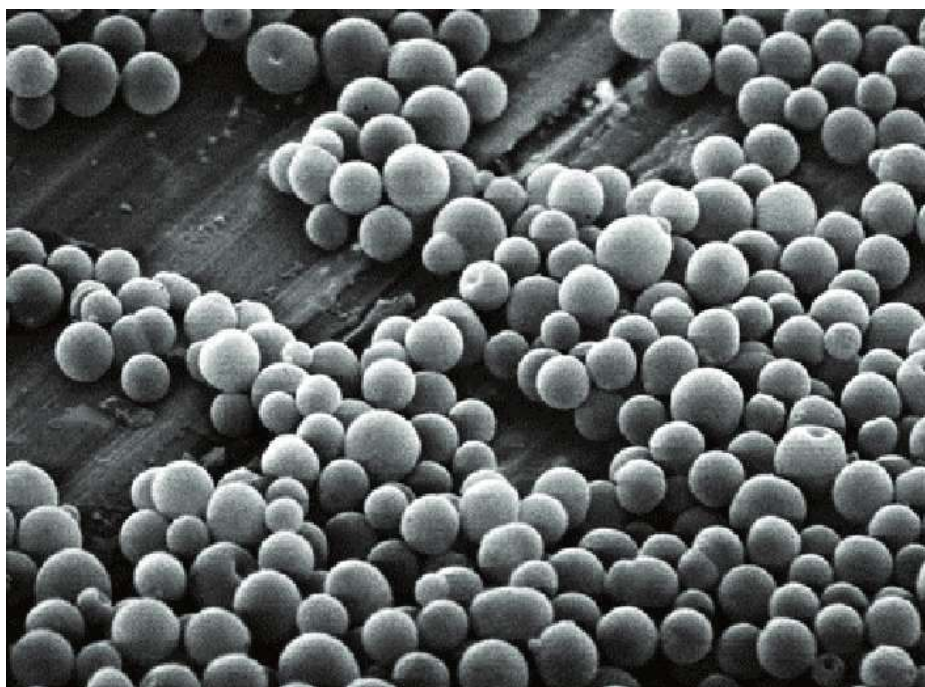
Obr. 8 Zobrazení C-mód [11]



## 2.3 Ultrazvukové perfuzní zobrazování

Cílem perfuzního zobrazování je zobrazení průtoku, především krve, vymezeným sledovaným místem. Perfuzní zobrazování je založeno na časové analýze průběhu koncentrace specifických látek v organismu sledovaného pacienta. Metoda nám umožňuje předcházet takovým stavům, které by mohly vést k poškození mozku či jiných důležitých orgánů v důsledku špatného či nedostatečného prokrvení. Kromě ultrazvuku lze provádět perfuzní zobrazování i pomocí magnetické rezonance, počítačová tomografie nebo nukleární medicíny.

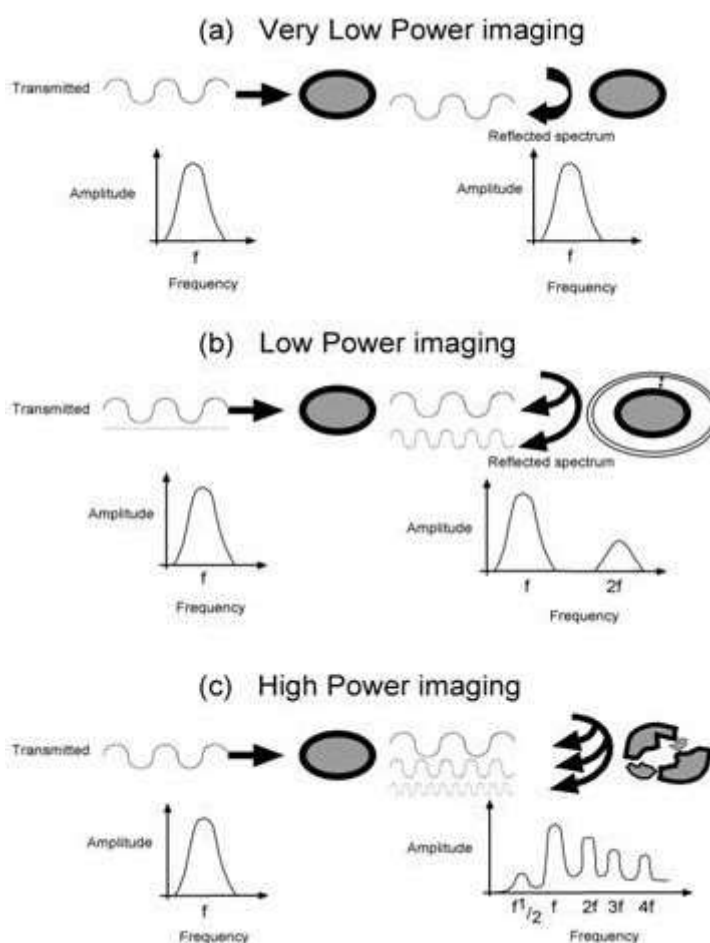
Ultrazvukové vyšetření s využitím echokontrastní látky se nazývá CEUS (z angl. „Contrast Enhanced Ultrasound“) [12]. Základem echokontrastních látek jsou mikrobubliny, které mají průměr v rozsahu 1  $\mu\text{m}$  až 10  $\mu\text{m}$ , mohou pronikat kapilárami a nepůsobí poškození organismu, menší bubliny rezonují na vyšších frekvencích [13] [8]. Mikrobubliny jsou nejčastěji uzavřeny do biopolymerního obalu, např. albuminu, a zvyšují odrazivost ultrazvukového vlnění v dopplerovském zobrazení i v B-módu [14]. Mohou zvýšit amplitudu dopplerovského signálu až o 30 dB [13]. Vnitřní stlačitelnost mikrobublin je přibližně 17000 krát větší než u vody [13]. Pod akustickým tlakem může mít vibrující mikrobublina konvenční lineární odezvu nebo harmonickou nelineární odezvu. Kontrastní látka ve formě mikrobublin se z těla vylučuje dýchací soustavou. Na Obr. 9 je zvětšený snímek echokontrastní látky. Mikrobubliny echokontrastních látek se účinkem ultrazvukových impulsů v krevním oběhu rozpouštějí a jimi vyvolané zvýšení odrazivosti klesá.



**Obr. 9** Obraz inkapsulované echokontrastní látky z elektronového rastrovacího mikroskopu [13]

Mikrobubliny oscilují (expandují a smršťují se) v ultrazvukovém poli. Způsob oscilací a povaha zpětného rozptylu signálu se liší v závislosti na akustickém výkonu použitého ultrazvukového pole. Mechanický index (MI) je fyzikální veličina definována jako poměr frekvence sondy a záporné amplitudy signálu [13]. Při zobrazení s velmi malým

mechanickým indexem ( $MI < 0,1$ ) mikrobubliny představují lineární oscilaci, kde je expanze a smrštění mikrobublin ekvivalentní (viz Obr. 10a). Odražený signál od mikrobublin zůstává v rozsahu frekvencí vyslaných měničem (na základní frekvenci). Při zobrazení s malým mechanickým indexem ( $0,1 < MI < 0,3$ ) se od mikrobublin generují nelineární oscilace, u kterých je expanze mnohem větší než smrštění (viz Obr. 10b). Odražený signál má největší amplitudu v rozsahu základní frekvence a menší amplitudu na harmonických frekvencích. Tkáň a okolní struktury neprodukuje harmonický signál, pokud se zobrazují s malým MI. Pokud jsou mikrobubliny zobrazovány s vysokým mechanickým indexem ( $MI > 0,6$ ) divoce oscilují až prasknou (viz Obr. 10c). Při destrukci mikrobubliny produkují krátký signál s velkou amplitudou, který obsahuje velké množství harmonických frekvencí. Po destrukci se mikrobublina postupně rozptýlí v závislosti na složení plynu v mikrobublině. Důležité je, že při vysokém MI tkáň také produkuje harmonické kmity.



Obr. 10 Interakce mikrobublin s ultrazvukem [13]

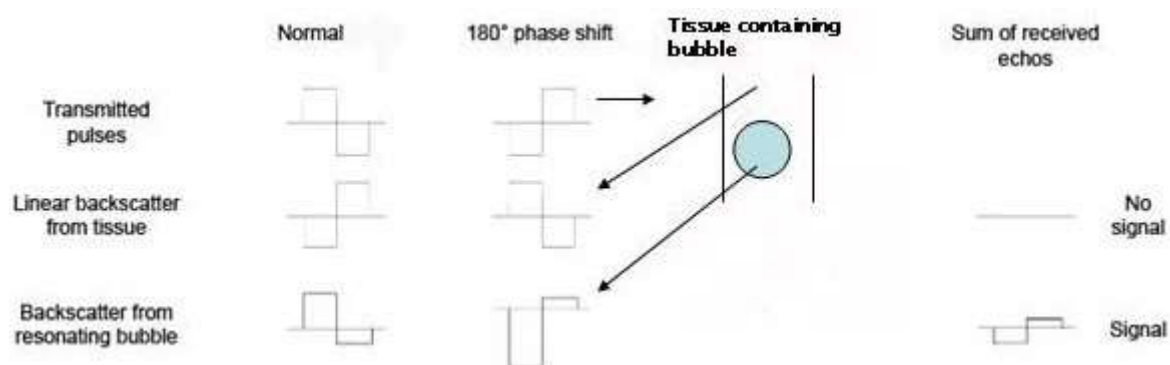
### 2.3.1 Pulse Inversion Imaging (PII)

Metoda PII se řadí mezi nelineární, byla vyvinutá pro lepší detekci mikrobublin. Princip metody je zobrazen na Obr. 11. U PII jsou vyslány do tkáň dva impulzy v rychlém sledu za sebou, druhý impulz je zrcadlovým obrazem prvního. Lineárním rozptylem dvou impulzů získáme dvě ozvěny, přičemž druhá ozvěna je invertovaná kopie první ozvěny.



Lineární rozptyl může nastat od zrcadlových reflektorů nebo tkání, v nichž je ozvěna věrnou kopií dopadajícího ultrazvukového impulsu. Ozvěny z lineárních odražečů (tkání) se vyruší, zatímco ozvěny od mikrobublin nikoliv. Tkáň se zobrazí bez modulace signálu. Nelineárním rozptylem dvou pulzů dostaneme také dvě ozvěny, které se úplně nevyruší v důsledku rozdílné reakce mikrobublin na pozitivní a negativní změny tlaku. Při nelineárním rozptylu vznikají ozvěny obsahující vyšší harmonické složky.

V případě mikrobublin je kmitání asymetrické s časem a vznikají ozvěny se sudými harmonickými. Přidáním harmonické složky se zvýší rozdíl intenzit signálu od lineárního a nelineárního rozptylu. Při harmonickém zobrazení by se frekvenční rozsah vysílaného a přijímaného signálu neměl překrývat. Toto omezení neplatí u zobrazování PII, protože vysílané frekvence nejsou filtrovány, ale odečteny. Ozvěny od tkání a červených krvinek jsou potlačeny harmonickým zobrazováním. V harmonickém režimu systém vysílá na jedné frekvenci, ale pro příjem ozvěny je naladěn přednostně na dvojnásobnou frekvenci a druhou harmonickou ozvěnu z místa výskytu mikrobublin. Vysílací frekvence se typicky volí mezi 1,5 a 3 MHz, přijímaná frekvence se volí pásmovým filtrem se střední frekvencí mezi 3 až 6 MHz [15].



Obr. 11 Princip Pulse Inversion Imaging [15]

### 2.3.2 Power modulation (PM)

Metoda Power modulation patří také mezi nelineární metody. Je založená na multiimpulzní technice, kde se mění amplituda vysílaných ultrazvukových impulsů. Cílem změn amplitud je vyvolat změny při reakci s echokonstrastní látkou. Přijímané ozvěny od impulsů s poloviční amplitudou jsou přizpůsobeny ozvěnám od pulzů s plnou amplitudou, tyto páry pulzů se odečtou. Power modulation se používá k oddělení ozvěn od echokonstrastních látek při nízkém mechanickém indexu, který umožňuje zobrazení perfuze v reálném čase. Mechanický index je veličina vyjadřující odhad maximální amplitudy tlaku pulzu ve tkáni.

# 3 ARTEFAKTY PŘI ULTRAZVUKOVÉM ZOBRAZENÍ

Při vyšetřování pomocí ultrazvuku se můžeme setkat s mnoha druhy artefaktů. Pojmem artefakt označujeme obraz, který vůbec neodpovídá skutečnosti, a může tak vést k chybné diagnostice obrazu. Vznik artefaktů je dán technickou konstrukcí ultrazvukového přístroje, především jeho sondy. Vznik artefaktů nelze vždy zcela vysvětlit. Velké množství artefaktů lze rozeznat a tím vyloučit při dodržení několika základních pravidel:

- Vyšetření je provedeno ve více rovinách
- Využití možnosti změny nastavení přístroje
- Změny poloh pacienta

Artefakty jsou důsledkem fyzikálního principu snímání. Rychlost šíření ultrazvuku je v různých tkáních nepochybně odlišná. V důsledku toho se ze tkání, které vedou vlnění rychleji, vrací dříve, v důsledku toho je na monitoru přístroje zobrazena blíže než tkáň, která vede vlnění pomaleji, i když je jejich vzdálenost od sondy shodná. Tím, že se akustické vlnění na rozhraních akustické impedance lomí, dochází k odklonu z původního směru. Lomem se do oblasti mohou dostat i impulzy, které tam původně vůbec nebyly. To znamená prodloužení času návratu ozvěny a projekci změn v obraze, které v tkáni vůbec nejsou. Při odrazu vlnění od silných rozhraní kolmých na směr šíření, vznikají mnohonásobné odrazy, a to jak mezi stěnami útvarů, tak i mezi rozhraním a sondou. Tím opět dochází k prodloužení času návratu a struktura se zobrazí vícekrát. Dále předpokládáme, že se tkáň šíří ideálně úzký svazek vlnění a veškerá zjištěná rozhraní se nacházejí v centrální části svazku. V reálných systémech je svazek vlnění širší. Po dopadu vlnění na rozhraní se zobrazí ve správné hloubce pouze v centrální části pole, boční části pole se ale také zobrazí podél hlavní osy. Tento artefakt způsobuje, že se stěny cév, měchýře atd. zobrazí širší, než jsou ve skutečnosti.

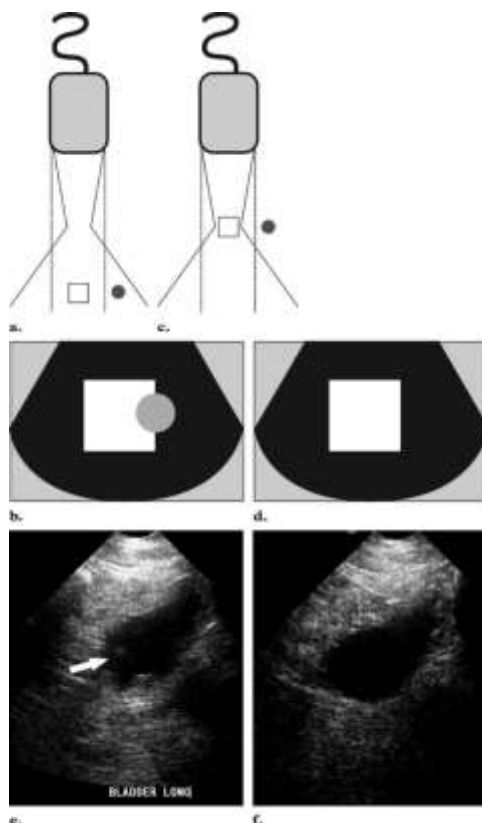
## 3.1 Artefakty způsobené charakteristikou ultrazvukového svazku

Svazek ultrazvukového vlnění se skládá z hlavního laloku, který je žádaný, a postranních laloků o malé energii. Obrazy vyvolané postranními laloky se obvykle nezobrazí, protože jsou až 100 x slabší [16].

### 3.1.1 Artefakt šířky svazku

Silný reflektor umístěný mimo hlavní svazek může generovat ozvěny, které pak budou detekovány. Tyto falešné ozvěny se zobrazí jako by pocházely od hlavního svazku vlnění. Tento artefakt je rozeznatelný, pokud nevhodné ozvěny překrývají očekávanou bezodrazovou strukturu. Pokud tento artefakt zjistíme během snímání, může být kvalita obrazu vylepšena nastavením zóny ohniska do zájmové oblasti a posunem sondy do středu zájmové oblasti.

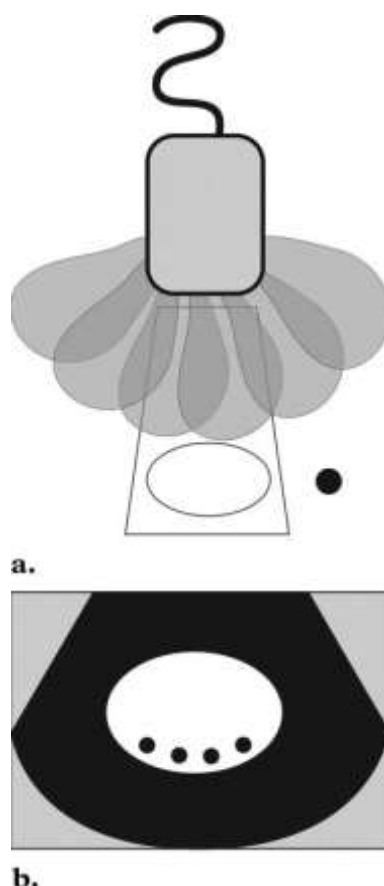
Předpokládané zobrazení přístrojem je zobrazeno tečkovaně (viz Obr. 12a). Ozvěny od objektu, který je v periferním poli, se překrývají se zájmovým měřeným objektem (viz Obr. 12b). Následuje nastavení zóny ohniska a umístění měřeného objektu do centra ohniska (viz Obr. 12c), na displeji se odstraní falešné ozvěny (viz Obr. 12d). Na ultrazvukovém obrazu částečně naplněného měchýře ukazuje šipka falešné ozvěny v bezodrazové moči (viz Obr. 12e). Na Obr. 12f je zobrazen korektní obraz získaný po nastavení zóny ohniska a optimálním umístění sondy.



Obr. 12 Artefakt šířky svazku (beam width artifact) [17]

### 3.1.2 Artefakt postranních laloků

Postranní laloky jsou vícenásobné paprsky o nízké energii, které paprskovitě vycházejí od osy hlavního svazku. Energie postranních laloků je generována rozpínáním piezoelektrických krystalů a vyskytují se zejména u sond s lineárním polem měničů. Silné reflektory nacházející se v dosahu těchto postranních laloků mohou vytvořit ozvěny zachytitelné snímačem. Tyto ozvěny budou zobrazeny jako by byly ozvěnou od hlavního laloku. Na Obr. 13a jsou zobrazeny vícenásobné paprsky postranních laloků při dopadu na náhodný objekt (černé kolečko) mimo osu hlavního laloku. Přístroj předpokládá, že vracející se ozvěny od postranních laloků pocházejí od hlavního laloku, a chybně je umístí (viz Obr. 13b).



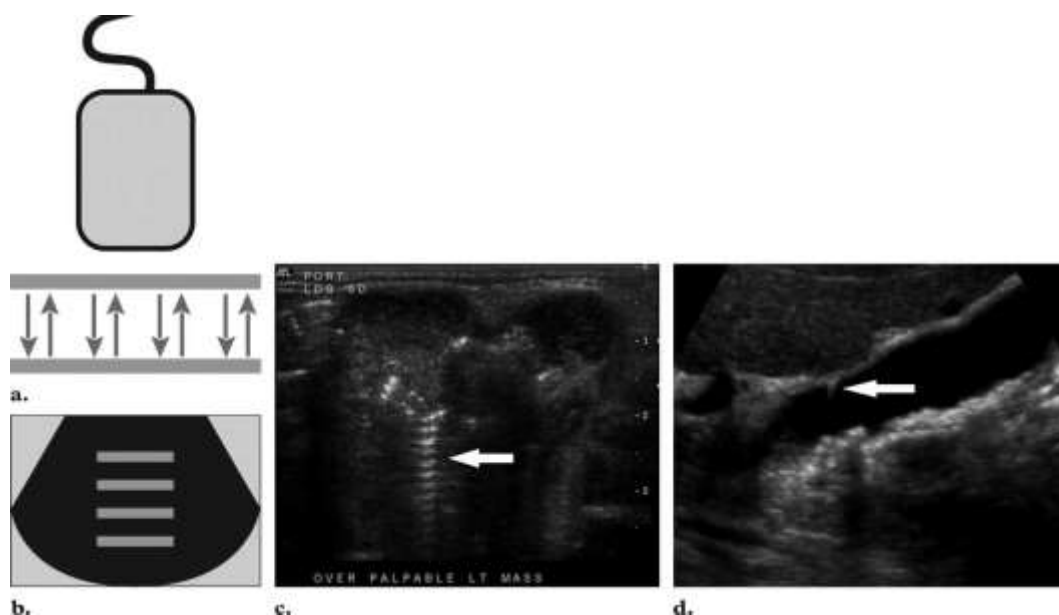
Obr. 13 Artefakt postranních laloků (side lobe artifact) [17]

## 3.2 Artefakty způsobené mnohonásobným odrazem

Ultrazvukový přístroj předpokládá, že ozvěny se vracejí ke snímači po jediném odrazu a že hloubka tohoto objektu je vázána s časem potřebným pro cestu od snímače k objektu a zpět.

### 3.2.1 Ozvěnový artefakt

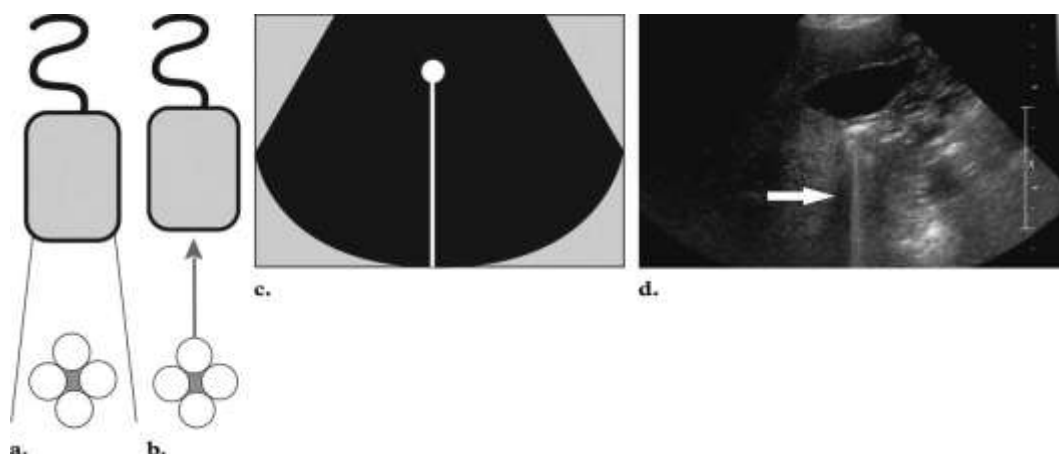
V přítomnosti dvou paralelně umístěných vysoce reflexních povrchů, jak lze vidět na Obr. 14a, se mohou ozvěny od primárního laloku opakovaně odrážet tam a zpět před tím, než se vrátí ke snímači a jsou detekovány. Když toto nastane, jsou vícenásobné ozvěny zaznamenány a zobrazeny. Ozvěny vracející se po jediném odrazu budou zobrazeny ve správné poloze. Následným ozvěnám bude trvat déle, než se vrátí ke snímači a po zpracování se tyto zpožděné ozvěny chybně umístí ve větší hloubce. Při zobrazení je mezi jednotlivými ozvěnami stejná vzdálenost, tento artefakt se nazývá ozvěnovým (reverberation) artefaktem (viz Obr. 14b a Obr. 14c). Formou ozvěny je artefakt „chvostu komety“ (Comet tail). Při tomto artefaktu jsou dvě reflexní rozhraní blízko sebe a tak i ozvěny následují v těsném sledu. Ozvěny mohou následovat v tak rychlém sledu, že není možné odlišit jednotlivé signály. Výsledek artefaktu způsobeného principem ozvěny je objekt s triangulárním zužujícím se tvarem (viz Obr. 14d).



Obr. 14 Ozvěnový artefakt [17]

### 3.2.2 Ring-down artefakt

Vysílaný ultrazvuk způsobuje rezonanční kmity uvnitř kapaliny, která je uzavřena mezi čtyřmi vzduchovými bublinami tvořící čtyřstěn (viz Obr. 15a). Tyto vibrace vytvářejí nepřetržitou zvukovou vlnu, která se šíří zpět ke snímači (viz Obr. 15b). Tento jev se zobrazí jako čára nebo série paralelních pruhů (viz Obr. 15c a Obr. 15d).

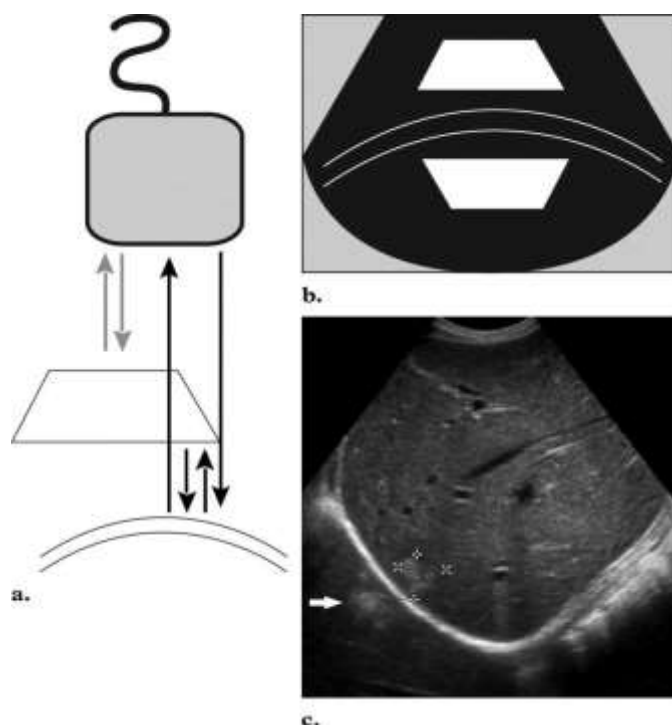


Obr. 15 Ring-down artefakt [17]

### 3.2.3 Artefakt zrcadlového obrazu

Dalším artefaktem způsobeným mnohonásobným odrazem je artefakt zrcadlového obrazu (mirror image). Primární paprsek dopadá na vysoce reflexní rozhraní, kde vznikají ozvěny. Tyto ozvěny pak dopadnou na rubovou stranu struktury a jdou odražené zpět

k reflexnímu rozhraní, teprve poté odražený zpět ke snímači. Na displeji se zobrazí duplikovaná struktura, která je ve stejné vzdálenosti od vysoce reflexního rozhraní jako originální obraz struktury, ale ve větší vzdálenosti od snímače (viz Obr. 16a a Obr. 16b). Tento artefakt je obvykle identifikován na rozhraní pleurál-vzduch, které funguje jako silný reflektor. Při vyšetření jater a jejich okolí může tento artefakt diagnostikován jako hepatická parenchyma (viz Obr. 16c) [17].



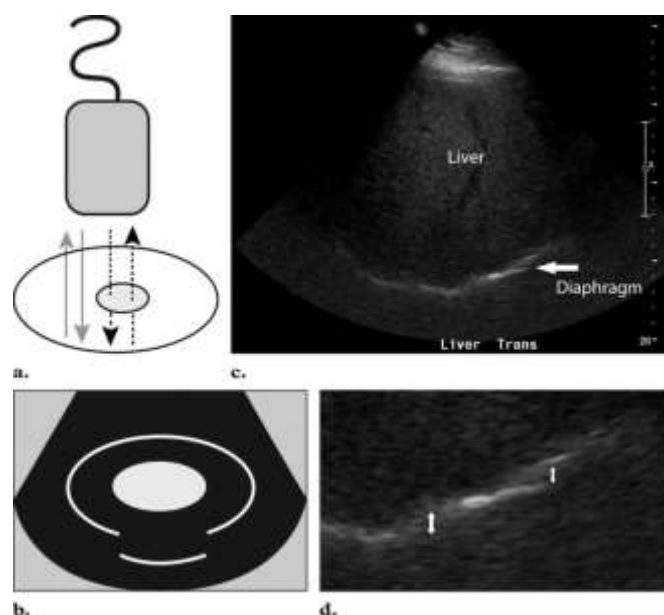
Obr. 16 Artefakt zrcadlového obrazu [17]

### 3.3 Artefakty způsobené odchylkami rychlosti

Rychlost šíření ultrazvuku uvnitř materiálu je závislá na jeho hustotě a elastických vlastnostech. Při zpracování obrazu se předpokládá, že rychlost ultrazvuku v lidských tkáních je konstantní (1540 m/s) [3]. V klinické sonografii se ultrazvukový paprsek může setkat s různými druhy materiálů, jako jsou vzduch, tuk, tekutiny, měkké tkáně a kosti.

#### 3.3.1 Artefakt posunutí rychlosti

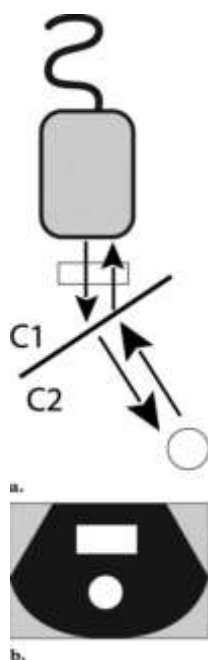
Pokud vlna prochází materiálem s výrazně menší rychlostí šíření než předpokládaných 1540 m/s, dochází k tomu, že vracející se ozvěně bude cesta ke snímači trvat déle. Přístroj předpokládá, že časový úsek pro návrat ozvěny souvisí pouze s uraženou vzdáleností. Jak můžete vidět na Obr. 17a a Obr. 17b, ozvěny jsou na displeji zobrazeny hlouběji, než jsou ve skutečnosti. Tento artefakt se nazývá artefaktem posunutí rychlosti (speed displacement artifact). V klinickém zobrazení se často objevuje při dopadu ultrazvukového paprsku na oblast ložiska tuku (viz Obr. 17c a Obr. 17d) [17].



Obr. 17 Artefakt posunutí rychlosti [17]

### 3.3.2 Artefakt refrakce

Změny rychlosti šíření ultrazvukového paprsku při průchodu dvěma přiléhajícími tkáněmi s různou hustotou a o různých elastických vlastnostech mohou vytvořit refrakční artefakt. Při refrakci ultrazvuková vlna dopadne na rozhraní mezi dvěma materiály s různými rychlostmi šíření ultrazvuku, jak je vidět na Obr. 18a. Pokud nedopadá kolmo, tak ultrazvukový paprsek změni směr. Závislost je popsána Snellovým zákonem. Přístroj předpokládá, že paprsek se šíří přímo a chybně tak umístí ozvěnu mimo správnou polohu (viz Obr. 18b). Refrakční artefakt může způsobit, že struktury se zdají být širší, než jsou ve skutečnosti, nebo může být příčinou duplikace struktur.



Obr. 18 Artefakt refrakce [17]

### 3.4 Artefakty způsobené odchylkami útlumů

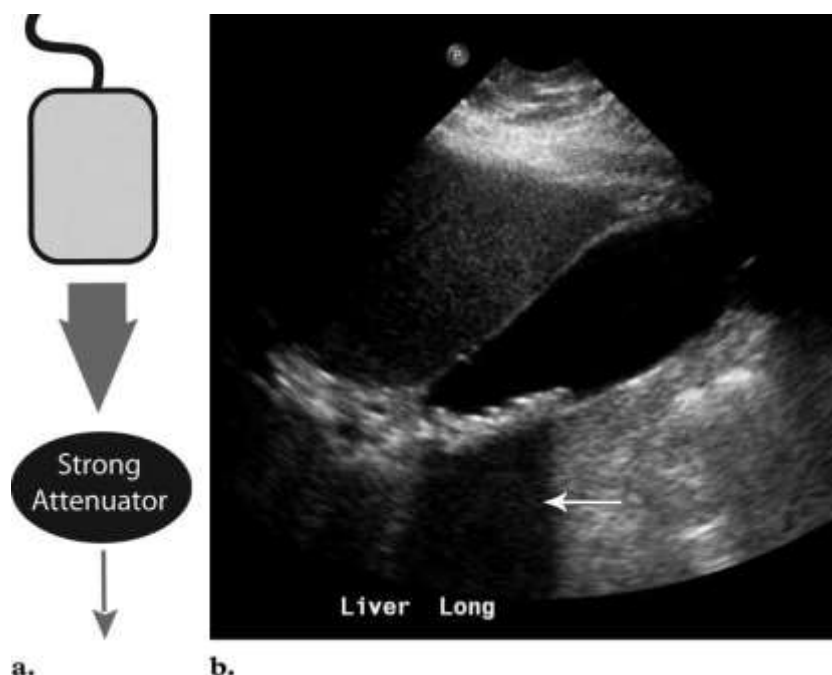
Při průchodu ultrazvukového paprsku tělem dochází ke snížení jeho energie vlivem absorpce a rozptylu. Ozvěna, která přichází z větší hloubky, bude více zeslabena. Přístroj používá kompenzaci útlumu, zesílení ozvěny roste s časem. To slouží k tomu, aby výsledný obraz byl uniformní v hlubokém poli. Časová kompenzace zisku je uživatelsky nastavitelná kompenzace. Útlumový koeficient vyjadřuje ztrátu intenzity ultrazvuku na jednotku délky a liší se podle prostředí.

Tab. 3 Útlumové koeficienty pro frekvenci 1 MHz [17]

Prostředí	Koeficient útlumu (dB/cm)
Voda	0,0002
Měkká tkáň	0,3-0,8
Tuk	0,5-1,8
Kost	13-26
Vzduch	40

#### 3.4.1 Artefakt zvětšení útlumu

Když ultrazvukový paprsek dopadne do ložiska materiálu, který ho utlumí ve větším či menším rozsahu než v okolní tkáni, bude síla paprsku distálně k této struktuře slabší nebo silnější než v okolí. Na Obr. 19a se ultrazvukový paprsek setká se silně tlumící nebo velmi reflexní strukturou, tak se amplituda paprsku distálního ke struktuře zmenší. Ozvěny vracující se ze struktur nacházejících se za silně tlumící strukturou budou také zmenšeny. V klinickém zobrazení se tento artefakt projeví jako skupina stínů za tlumící strukturou zobrazených na Obr. 19b.

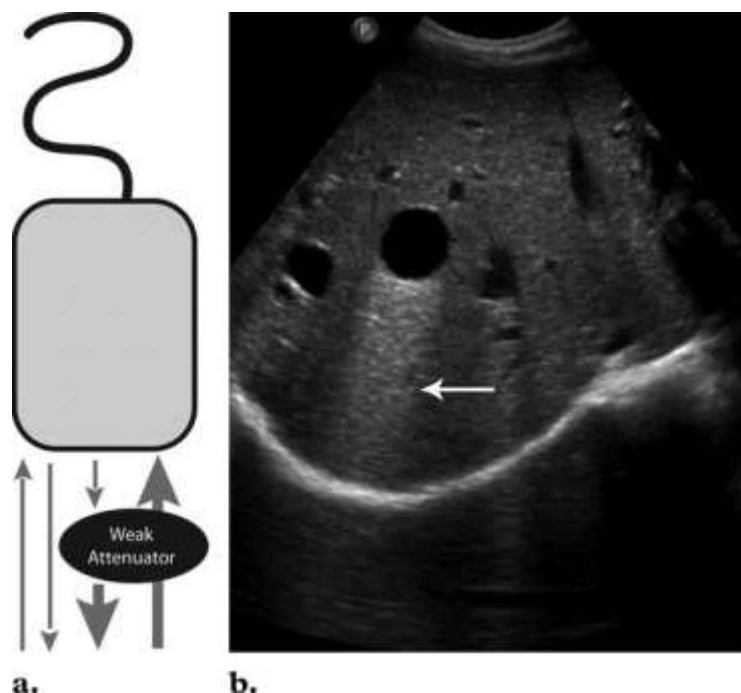


Obr. 19 Artefakt zvětšení útlumu [17]



### 3.4.2 Artefakt zmenšení útlumu

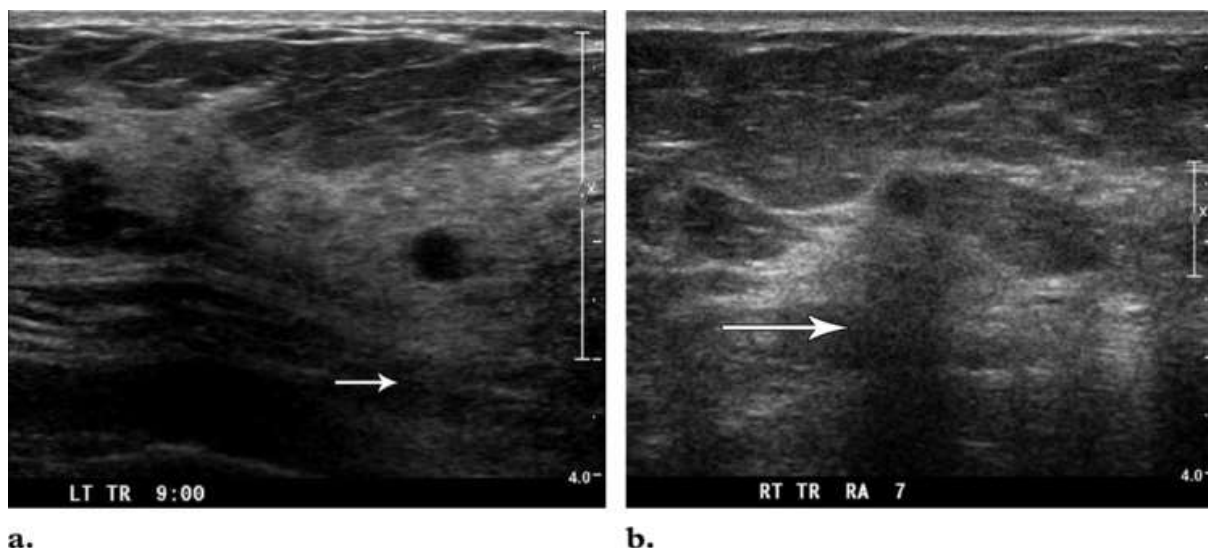
Obdobně při dopadu ultrazvukového paprsku na ložisko slabě tlumící struktury nacházející se v zobrazovaném poli (viz Obr. 20a). Amplituda paprsku za touto strukturou je větší než amplituda paprsku ve zbytku pole. Ozvěna vracející se ze struktur uložených pod ložiskem slabě tlumící struktury bude mít větší amplitudu a bude falešně zobrazena jako zvětšená echogenicita. Na displeji se artefakt zobrazí jako jasnější pole nacházející se za strukturou s nízkým útlumem, jak lze vidět na Obr. 20b.



Obr. 20 Artefakt zmenšení útlumu [17]

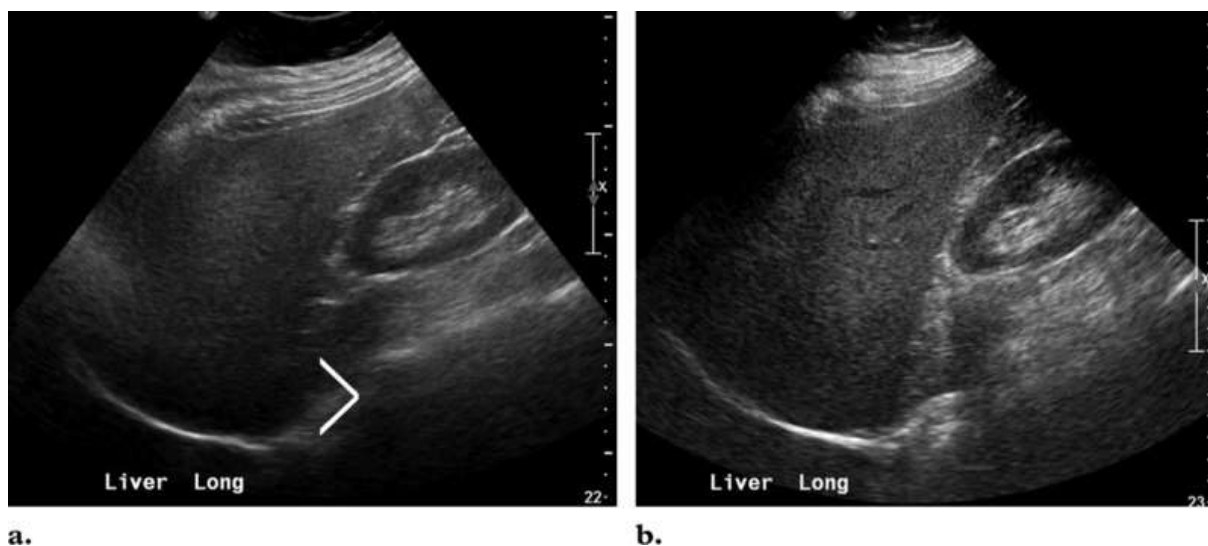
### 3.4.3 Využití útlumových charakteristik

Při pochopení útlumové charakteristiky materiálů v lidském těle může lékař využít tento artefakt k určení složení struktury na základě ultrazvukových jevů a zpřesnit diagnózu. Na Obr. 21a je zobrazen transversální ultrazvukový obraz prsu s malou uzlinou, která je stabilní přes dva roky u pacientky s mnohonásobnými cystickými lézemi. Na Obr. 21b je také malá uzlina, za kterou je ale stín. V tomto případě se jednalo o rakovinu prsu [17].



Obr. 21 Analýza složení tkáně použitím útlumových artefaktů [17]

Útlum je závislý na frekvenci ultrazvuku. U měkkých tkání je vztah mezi útlumem a frekvencí lineární. U kostí a vody se útlum zvyšuje s druhou mocninou frekvence. Pokud je koeficient útlumu prostředí velký, jako např. u tuku, pak nemusí paprsek projít celým zobrazovaným polem. Struktury ve velké hloubce tak nemusí být vůbec zobrazeny, příklad je uveden na Obr. 22a, kdy při použití vysoké frekvence není jaterní parenchyma dobře viditelná a nemusí být vůbec detekována. Při nižší použité frekvenci ultrazvuku je jaterní parenchyma dobře zobrazena (viz Obr. 22b).



Obr. 22 Využití znalosti o útlumu ke zlepšení kvality obrazu [17]

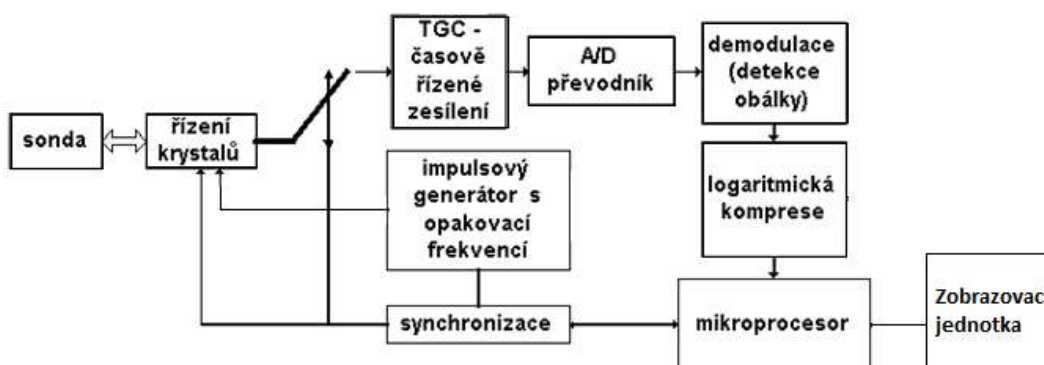
Existuje jeden artefakt, který lze relativně dobře matematicky popsat. Patří do skupiny artefaktů způsobených útlumem a jedná se o spekle, kterým je věnována následující kapitola.

## 4 ŠUM TYPU SPEKLE

Šum typu spekle je hlavním faktorem limitující vizuální vjem při zpracování ultrazvuku. Spekle jsou v obraze reprezentovány světlými a tmavými body, které jsou důsledkem interferencí ultrazvukových vln rozptýlených z různých míst. Při snímání fixovaného tuhého objektu dvakrát se stejnými podmínkami, získáme stejné vzory speklí. Ačkoli se jedná o náhodný jev, spekle nejsou náhodné jako elektrický šum. Jestliže snímáme stejný objekt při mírně jiných podmínkách, jako např. rozdílná apertura převodníku, úhel snímání apod., tak se vzory speklí obecně mění.

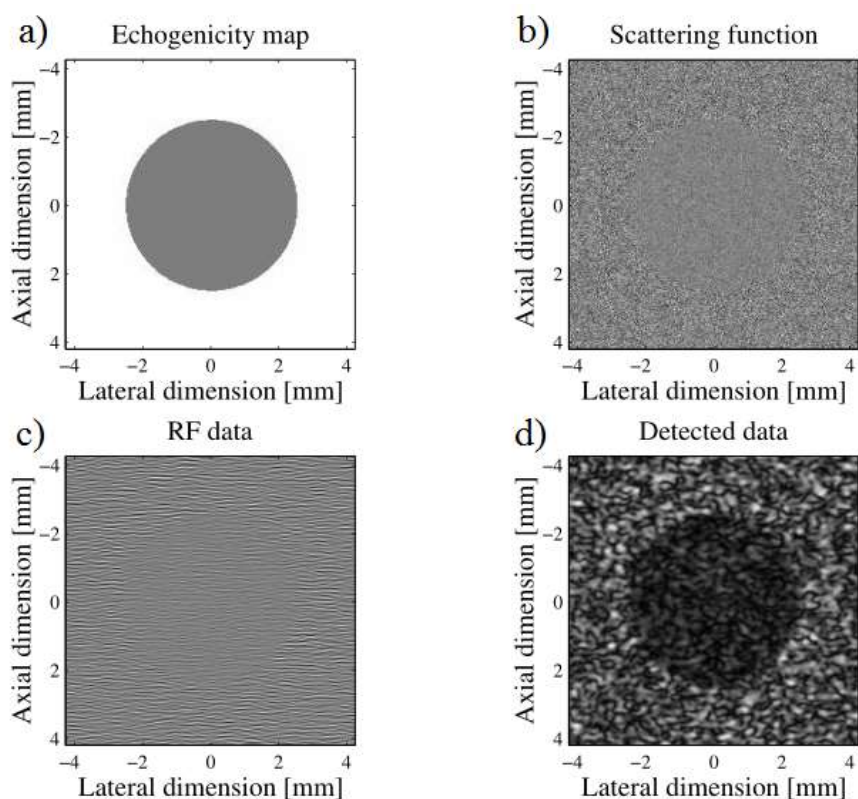
Tkáň si lze představit jako prostředí obsahující rozptylové objekty, které způsobují rozptyl ultrazvukové vlny. Tyto rozptylové objekty jsou důsledkem nehomogenity tkáně a jejich velikost je stejná či menší než vlnová délka použitého ultrazvuku. Částičky tkáně, které jsou relativně malé vzhledem k vlnové délce, např. červené krvinky, a částičky s různou akustickou impedancí ležící blízko sebe mohou způsobit rozptyl nebo spekle. Spekle patří mezi složitější modely šumu, jsou signálově závislé, nemají Gaussovo rozložení a navíc jsou prostorově závislé [18]. Předpokládá se rovnoměrné rozložení rozptylových objektů v prostoru. Difuzní rozptyl nastane tehdy, když je uvnitř snímané buňky určitý počet rozptylových objektů s náhodnou fází. Toto náhodné umístění rozptylových objektů způsobuje statistickou povahu ozvěn a z toho vyplývá i charakteristika speklí.

Při analýze speklí je důležité rozlišovat mezi speklími, které se objeví v obraze, a speklími v přijatém signálu. Blokové schéma na Obr. 23 znázorňuje cestu signálu ze snímače na zobrazovací jednotku. Při zpracování signálu se provádí několik transformací, tím se velmi ovlivní jeho statistika. Nejdůležitější z transformací je logaritmická komprese signálu, která zajišťuje snížení dynamiky signálu, aby odpovídal rozsahu dynamiky zobrazovací jednotky. Vstupní signál s dynamikou v řádu 50 až 70 dB, má po logaritmické kompresi dynamický rozsah stejný jako displej, asi 20 až 30 dB [4]. To se provádí zesilovačem, který redukuje amplitudu u větších vstupních signálů. Blok TGC provádí časově řízené zesílení, kterým lze vhodně přizpůsobit obraz pro optimální vizuální diagnózu obrazu. TGC je nastavitelné několika ovladači, jimiž se ovládá nastavení zisku v částech obrazu. Odstín šedi daného pixelu na obrazovce je závislý na čase a časově řízeném zesílení přijatého signálu.



Obr. 23 Blokový diagram zpracování signálu uvnitř ultrazvukového přístroje

Na Obr. 24a je zobrazen řez koulí o průměru 5 mm s nižším kontrastem než okolí, tedy mapa echogenicity odpovídající tomuto objektu. Obr. 24b odpovídá funkci rozptylu, která reprezentuje populaci rozptylovacích látek, jejichž velikost je menší než rozlišení obrazu a jsou váhovány amplitudou v mapě echogenicity. Rozptylová funkce je konvolována s PSF (point spread function), která popisuje tvar, do něž se v zobrazovacím systému vykreslí bodový zdroj. Při zobrazení v ploše jí popisuje Airyho funkce [18]. Sestává se z nejintenzivnějšího maxima prvního řádu, okolo něj jsou výrazně méně intenzivní maxima vyšších řádů, tzv. Airyho disky [18]. Tím získáme RF data ozvěn, která jsou zobrazena na Obr. 24c. Mají však nulovou střední hodnotu a nezobrazují to, co nás zajímá, jako např. amplitudu ozvěn a rozložení echogenicity. Na Obr. 24d je zobrazeno rozložení amplitud ozvěn po provedení detekce obálky s odstraněním nosné. Rozdíly mezi tímto obrazem a originální mapou echogenicity odpovídají šumu spekle. Zatímco průměrná hodnota jasu speklí v každé oblasti obrazu reflektuje originální mapu echogenicity, tak samotný šum nereflektuje strukturu či informaci z mapy echogenicity nebo odpovídající funkce rozptylu.



Obr. 24 Princip vzniku šumu spekle [18]

## 4.1 Model šumu typu spekle

Při ultrazvukovém zobrazení je charakteristická přítomnost šumu spekle. Šum spekle je náhodný a deterministický, má negativní dopad na ultrazvukový obraz. Zásadní snížení kontrastního rozlišení vede ke snížení diagnostické informace v porovnání s magnetickou rezonancí. Zobecněný model šumu spekle je reprezentován jako [18]:

$$y_{i,j} = x_{i,j}n_{i,j} + a_{i,j} , \quad (4.1)$$

kde  $y_{i,j}$  reprezentuje zašuměný pixel uprostřed posunujícího se okna,  $x_{i,j}$  reprezentuje pixel bez šumu,  $n_{i,j}$  multiplikativní šum a  $a_{i,j}$  aditivní šum,  $i$  a  $j$  jsou indexy prostorových souřadnic. Despeckling je založený na odhadu intenzity  $x_{i,j}$  jako funkce intenzity  $y_{i,j}$  a lokálních statistik, které se počítají z okolních pixelů.

Zpracování signálu uvnitř přístroje modifikuje statistiku originálního signálu, např. logaritmickou kompresí. Logaritmická komprese ovlivňuje vysoké intenzity Rayleighovy a Ricianovy hustoty pravděpodobnostní funkce daleko více než nízké intenzity. V důsledku toho jsou spekle blízké bílému Gaussovskému šumu odpovídajícímu nekomprimovanému Rayleighovu signálu. Spekle není multiplikativní v tom smyslu, že homogenní oblasti, kde můžeme  $x_{i,j}$  pokládat za konstantu, je střední hodnota úměrná změně variance spíše než směrodatné odchylce.

U ultrazvukového zobrazení má větší vliv multiplikativní šum a aditivní šum tak můžeme zanedbat. Z tohoto důvodu můžeme vztah 4.1 upravit [18]:

$$y_{i,j} \approx x_{i,j} n_{i,j} . \quad (4.2)$$

Po logaritmické kompresi lze vzorec 4.2 přepsat do tvaru signálu s multiplikativním šumem, využijeme toho, že logaritmus součinu je součtem logaritmů jednotlivých členů [18].

$$\log y_{i,j} = \log x_{i,j} + \log n_{i,j} . \quad (4.3)$$

Pro zjednodušení zápisu nahradíme  $\log y_{i,j}$  výrazem  $g_{i,j}$ ,  $\log x_{i,j}$  výrazem  $f_{i,j}$  a  $\log n_{i,j}$  výrazem  $nl_{i,j}$ . Výsledný vzorec bude mít tvar [18]:

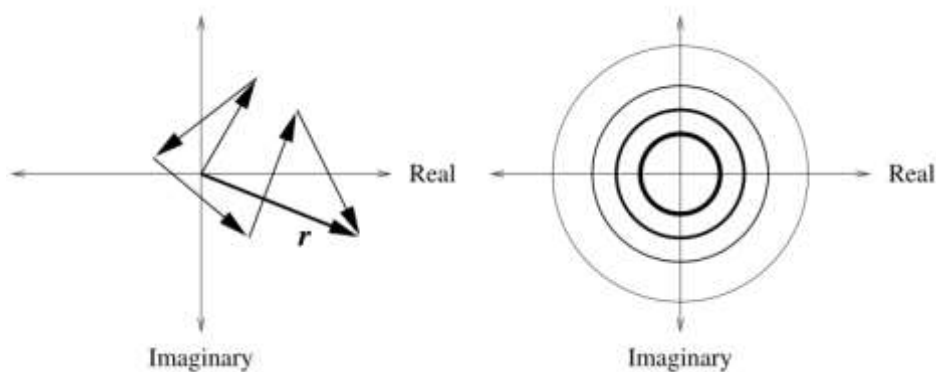
$$g_{i,j} = f_{i,j} + nl_{i,j} . \quad (4.4)$$

## 4.2 Statistika šumu spekle

Protože šum spekle má povahu stochastického šumu, musíme tento šum popsat statistickým vzorcem, abychom vyvodili obecné závěry o zobrazovacím systému. Statistika užitá pro popis speklí u ultrazvuku je podobná jako u laserové optiky. Každá částice rozptylové látky v izochronním objemu přispívá svojí složkou k celkovému signálu ozvěny, princip je známý jako random walk v komplexní rovině, což je schematicky znázorněno na Obr. 25. Pokud každý krok považujeme za nezávislou náhodnou veličinu, pak lze použitím centrální limitní věty sečíst všechny kroky. Proto má komplexní radiofrekvenční signál ozvěny od rozptylových látek nulovou střední hodnotu a dvojrozměrnou Gaussovu funkci hustoty pravděpodobnosti (PDF) v komplexní rovině. Detekce obálky odstraní fázovou komponentu a vytvoří signál s Rayleighovým PDF [18]:

$$p_A(a) = \frac{a}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{a^2}{2\sigma^2}\right), a \geq 0 , \quad (4.5)$$

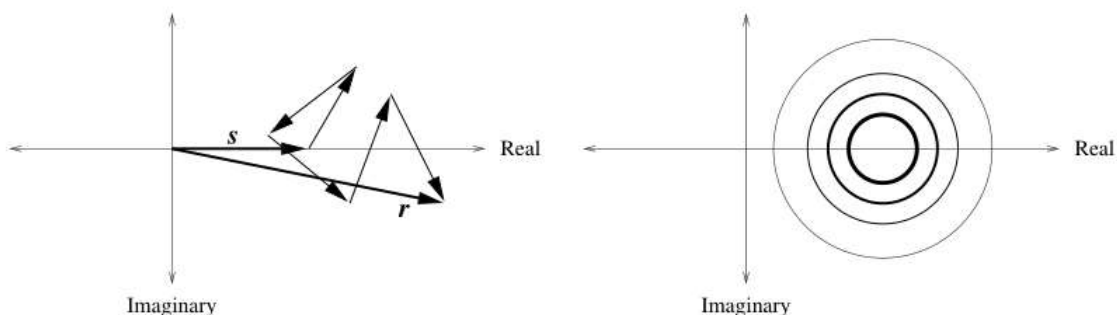
kde  $\sigma$  je směrodatná odchylka a  $a$  je parametr Rayleighova PDF.



Obr. 25 Princip random walk v komplexní rovině a Rayleighův PDF [18]

### 4.2.1 Koherentní složka a Rician statistiky

Když se ke koherentní složce představující spekle, přidá výrazný konstantní fázor k ozvěnám od rozptylujících látek, posune se střed komplexního odraženého signálu mimo střed komplexní roviny, jak je zobrazeno na Obr. 26.

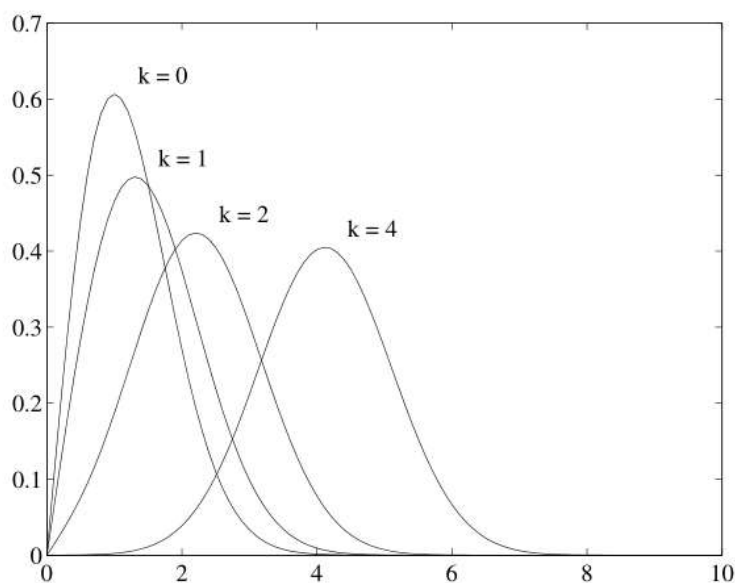


Obr. 26 Princip random walk v komplexní rovině s přidaným konstantním fázorem a Ricianův PDF [18]

Při detekci to způsobí změnu z Rayleighova PDF na Ricianův PDF. Rician PDF je definovaný tímto vztahem [18]:

$$p_A(a) = \frac{a}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{a^2 + s^2}{2\sigma^2}\right) I_0 \frac{as}{\sigma^2}, a \geq 0. \quad (4.6)$$

Tyto funkce hustoty pravděpodobnosti jsou nenulové pouze pro  $a \geq 0$ . Parametr  $s$  je síla ozvěny od jasného bodu,  $\sigma$  je směrodatná odchylka komplexního Gaussiána, reálná i imaginární část mají rozdílné  $\sigma$ .  $I_0$  odpovídá Besselově funkci nultého řádu. Parametrem Rician PDF je proměnná  $k$ , která je definována jako  $s/\sigma$ . Rayleigh PDF je zvláštním případem Rician PDF pro  $s=0$ . Rodina Rician funkcí pro různé hodnoty  $k$  je uvedena na Obr. 27.



Obr. 27 Rodina funkcí Rician PDF s parametrem  $k$  [18]

### 4.2.2 Amplituda

Monochromatický nosný signál je popsán fázorem  $e^{j2\pi f_c t}$ , kde  $f_c$  je střední frekvence. Vzorec pro RF spekle můžeme vyjádřit v analytické formě [18]:

$$P(x, y, z; t) = A(x, y, z) e^{j2\pi f_c t}, \quad (4.7)$$

kde  $A(x, y, z)$  je komplexní fázor amplitudy, který můžeme rozložit na složku amplitudy a fáze [18]:

$$A(x, y, z) = |A(x, y, z)| e^{j\theta(x, y, z)}. \quad (4.8)$$

Intenzitu fázoru získáme umocněním amplitudy [18]:

$$I(x, y, z) = |A(x, y, z)|^2. \quad (4.9)$$

Každá rozptylující částice přispěje svou měrou ke komplexnímu fázoru amplitudy [18]:

$$A(x, y, z) = \sum_{k=1}^N \frac{1}{\sqrt{N}} a_k(x, y, z) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=1}^N |a_k| e^{j\theta_k}. \quad (4.10)$$

Předpoklady:

- Amplituda  $a_k/\sqrt{N}$  a fáze  $\theta_k$   $k$ -té rozptylující částice jsou statisticky navzájem nezávislé na všech ostatních rozptylujících částicích.
- Fáze rozptylujících částic jsou rovnoměrně rozloženy v intervalu  $[-\pi, \pi]$ .

Nyní můžeme vypočítat některé vybrané očekávané hodnoty [18]:

$$A^r = \text{Real}(A) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=1}^N |a_k| \cos(\theta_k) \quad (4.11.1)$$

$$A^i = \text{Imag}(A) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=1}^N |a_k| \sin(\theta_k) \quad (4.11.2)$$

$$\langle A^r \rangle = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=1}^N \langle |a_k| \cos(\theta_k) \rangle = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=1}^N \langle |a_k| \rangle \langle \cos(\theta_k) \rangle = 0 \quad (4.11.3)$$

$$\langle A^i \rangle = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=1}^N \langle |a_k| \sin(\theta_k) \rangle = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=1}^N \langle |a_k| \rangle \langle \sin(\theta_k) \rangle = 0 \quad (4.11.4)$$

$$\langle |A^r|^2 \rangle = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \sum_{m=1}^N \langle |a_k a_m| \rangle \langle \cos(\theta_k) \cos(\theta_m) \rangle = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \frac{\langle |a_k|^2 \rangle}{2} \quad (4.11.5)$$

$$\langle |A^i|^2 \rangle = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \sum_{m=1}^N \langle |a_k a_m| \rangle \langle \sin(\theta_k) \sin(\theta_m) \rangle = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \frac{\langle |a_k|^2 \rangle}{2} \quad (4.11.6)$$

$$\langle A^r A^i \rangle = 0 \quad (4.11.7)$$

Použitím Centrální limitní věty ( $A(x, y, z)$  má komplexní Gaussián PDF) se spojením reálné a imaginární části dostane následující vztah [18]:

$$p_{r,i}(A^r A^i) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{|A^r|^2 + |A^i|^2}{2\sigma^2}\right), \quad (4.12)$$



$$\text{kde } \sigma^2 = \lim_{N \rightarrow \infty} \left( \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \frac{\langle |a_k|^2 \rangle}{2} \right) \quad (4.13)$$

Pro velké  $N$  lze fázor amplitudy s Rayleigh PDF zapsat vzorcem [18]:

$$p(V) = \begin{cases} \frac{V}{\sigma^2 N} \exp\left(-\frac{V^2}{2\sigma^2 N}\right), & V \geq 0 \\ 0, & \text{jinak} \end{cases} \quad (4.14)$$

Statistika prvního řádu pro amplitudu je [18]:

$$\mu_V = \langle V \rangle = \left( \frac{N\pi}{2} \right)^{1/2} \sigma \quad (4.15)$$

$$\sigma_V^2 = \langle (V - \mu)^2 \rangle = [2 - \pi/2] N \sigma^2 \quad (4.16)$$

### 4.2.3 Intenzita

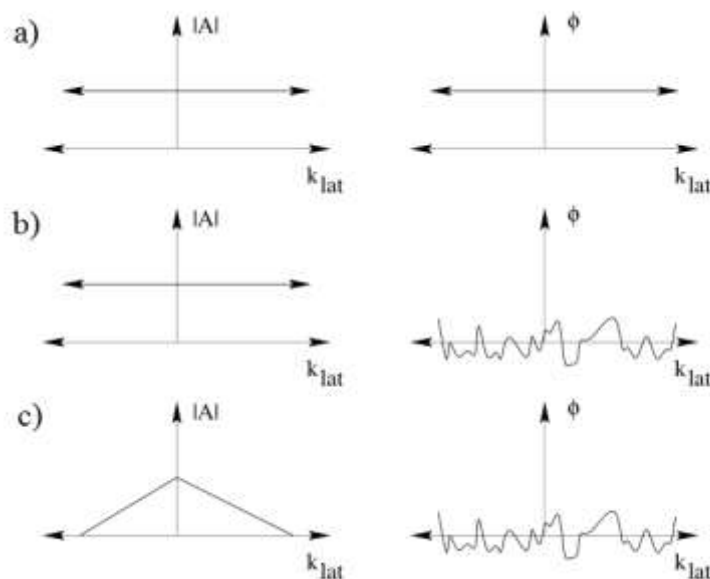
$|A(x, y, z)|^2$  má následující funkci hustoty pravděpodobnosti (PDF) [18]:

$$p(I) = p(V^2) = \begin{cases} \frac{1}{2\sigma^2} \exp\left(-\frac{I}{2\sigma^2}\right), & I \geq 0 \\ 0, & \text{jinak} \end{cases} \quad (4.17)$$

a statistiky:  $\sigma_I = \mu_I = 2\sigma^2$

### 4.2.4 Fázové spektrum

V ohnisku uvažujeme, že fáze odezvy ultrazvukového systému v  $k$ -prostoru by měla být plochá. Jejím vynásobením s komplexním spektrem speklí nedojde k žádné změně v amplitudovém spektru, ale fázové spektrum převeze charakteristické rysy speklí. Na Obr. 28a jsou zobrazena komplexní spektra pro bodový zdroj, na Obr. 28b jsou komplexní spektra speklí v laterální dimenzi  $k$ -prostoru a na Obr. 28c jsou zobrazena komplexní spektra vzoru speklí reflektující prostorovou frekvenční charakteristiku zobrazovacího systému [18]. Fázové a amplitudové charakteristiky přenosu, rozptylu a příjmu můžeme představit jako tři náhodné průběhy v prostoru komplexní amplitudy. Náhodná fáze každého z těchto průběhů má za následek vytvoření vzoru speklí. Náhodnost fáze může být vytvořena chybami nebo odchylkami fáze v závislosti na apertuře nebo přenosové cestě [18]. Takto je možné, že bodový zdroj s plochou fází se v zobrazovacím systému jeví jako lokální vzor speklí. Při průchodu otvorem přijme ozvěna fázovou charakteristiku speklí [18].



Obr. 28 Spekle a jejich komplexní spektra [18]

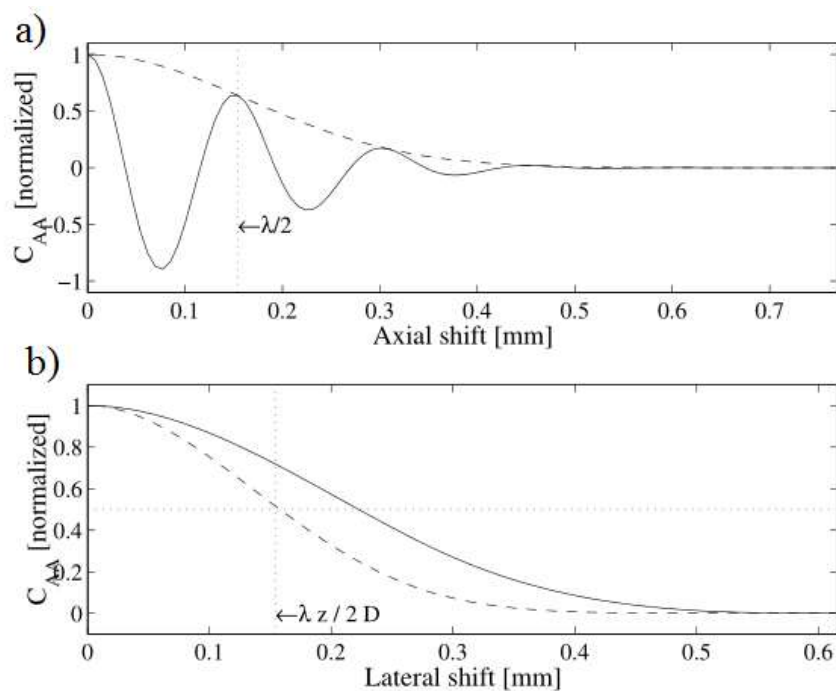
#### 4.2.5 Autokorelace speklí

Na šum typu spekle můžeme aplikovat autokorelaci. Získané výkonové spektrum je Fourierovou transformací autokorelace, spektrum nemá fázovou složku [18]. Očekáváme, že autokorelační funkce od bodového zdroje, která má spektrum s plochou fází, a od vzoru speklí, který má spektrum s náhodnou fází, bude stejná v laterálních a axiálních dimenzích, protože autokorelační funkce je fázově nezávislá [18]. Tyto funkce pro RF a detekovaný signál se spekly jsou na Obr. 29.

Každé výkonové spektrum nebo autokorelační funkce odhadovaná z omezeného datového souboru speklí bude náhodně kolísat kvůli stochastické povaze vzoru speklí [18]. Tyto funkce jsou odhadnuty z dat speklí, pokud provedeme zprůměrování z mnoha nezávislých realizací speklí, dostaneme očekávaný výsledek. Kmity vyskytující se v autokorelační funkci původního RF odraženého signálu pro nás znamenají, že nemůžeme použít šířku hlavního laloku jako index prostorového rozlišení. V laterální dimenzi se tyto kmity neobjevují. V laterální a axiální autokorelační funkci detekovaného signálu vyjadřují šířky funkcí systémové rozlišení v axiální a laterální dimenzi. Můžeme použít následující odhady:

- Laterální rozlišení  $= \lambda_z / D$
- Axiální rozlišení  $\approx \frac{1}{2}$  délky pulzu ( $\approx \lambda$  pro 100% relativní šířku pásma)

Obecně je laterální rozlišení horší než axiální rozlišení, zhoršuje se s hloubkou. Kvůli tomu je systémové rozlišení anizotropní. Je dáno Gaussovou axiální prostorovou frekvenční charakteristikou a typickým útlumem, tvar obálky ozvěny zůstává konstantní. Axiální rozlišení zůstává konstantní, i když se kmitání střední frekvence ozvěny snižuje [18].



**Obr. 29** Autokorelační funkce RF signálu (plná čára) a detekovaného signálu (čárkovaná čára) pro axiální a laterální dimenzi [18]

Na základě znalosti těchto vlastností šumu typu spekle lze lépe navrhovat účinnější metody pro jejich potlačení.

## 5 METODY POTLAČENÍ SPEKLÍ

V této kapitole se budeme zabývat popisem jednotlivých metod. Tyto metody můžeme rozdělit na základní a pokročilé. Mezi základní metody patří lineární filtrace, mediánová filtrace, Frostův filtr a další. Mezi pokročilé metody pro potlačení speklí řadíme geometrickou filtraci, Wienerovu filtraci, filtraci pomocí vlnkové transformace a anisotropickou filtraci.

### 5.1 Lineární filtr

Lineární filtrace se provádí pomocí statistik 1.řádu. Filtr vypočítává lokální statistiky zašuměného obrazu  $X$  uvnitř zvolené masky. Nejdříve se provede lokální odhad střední hodnoty  $\mu$ , směrodatné odchylky  $\sigma$  a variance šumu  $v$  uvnitř pohybující se masky.

Vzorec pro výpočet odhadu filtrovaného bodu  $Y_{i,j}$  je následující [19]:

$$Y_{i,j} = \mu + k \cdot (X_{i,j} - \mu), \quad (5.1)$$

$$\text{kde } k = \frac{\sigma}{\mu^2 \cdot v + \sigma}. \quad (5.2)$$

### 5.2 Mediánový filtr

Mediánový filtr patří mezi nelineární filtry, po jeho aplikaci nelze inverzní operací získat původní obrázek. Mediánový filtr vezme pro každý pixel v obraze část jeho okolí (viz Obr. 30). Vybrané pixely srovná dle jejich hodnoty. Z těchto pixelů vybere ten, který se nachází uprostřed srovnané řady. Tento pixel se stává novou hodnotou zpracovávaného pixelu. Pokud je počet pixelů vybraného okolí sudý, použije se průměr z hodnot dvou pixelů ležících ve středu srovnané řady. Mediánový filtr je robustnější než průměrující filtr, protože jeden bod s velmi rozdílnou hodnotou od ostatních pixelů neovlivní medián. Protože hodnota mediánu musí být hodnota jednoho z pixelů okolí, nemůže mediánový filtr tvořit nové hodnoty pixelů. Z tohoto důvodu mediánový filtr dobře zachovává hrany.

123	125	126	130	140
122	124	126	127	135
118	120	150	125	134
119	115	119	123	133
111	116	110	120	130

Srovnané pixely masky:

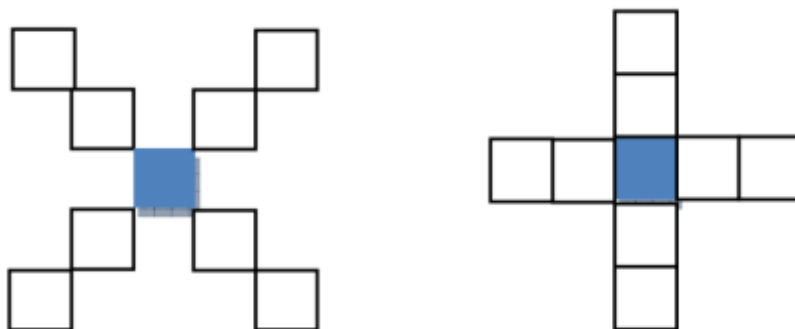
115, 119, 120, 123, 124,  
125, 126, 127, 150

Medián : 124

Obr. 30 Princip mediánového filtru

## 5.3 Hybridní mediánový filtr

Hybridní mediánový filtr je modifikací mediánového filtru. Hybridní mediánový filtr také zachovává hrany, výpočet se provádí ve třech krocích [20]. Nejdříve je vybráno okolí o standardní velikosti 5x5, ve středu se nachází zpracováváný pixel. Do dvou skupin se vyberou pixely nacházející se na pozicích znázorněných na Obr. 31.



Obr. 31 Masky hybridního mediánového filtru [20]

První medián (med1) se vybere ze seřazené řady odpovídající úhlopříčkám vybraného okolí. Druhý medián (med2) je vybrán ze seřazené řady odpovídající 3. řádce a 3. sloupci vybraného okolí. V posledním kroku je vybrán medián z hodnot: centrální pixel, med1, med2. Získaný medián se uloží jako nová hodnoty centrálního pixelu. Hybridní mediánový filtr lze popsat následujícím výrazem:

E	-	D	-	C
-	E	D	C	-
F	F	A	B	B
-	G	H	I	-
G	-	H	-	I

Obr. 32 Princip hybridního mediánového filtru

$$A' = \text{medián}(A, \text{medián}(A, C, E, G, I), \text{medián}(A, B, D, F, H)) \quad (5.3)$$

Každá z řadicích operací se provádí pro mnohem menší množství hodnot, než se nachází ve zvoleném okolí. Okolí 5x5 obsahuje 25 pixelů, které by musely být seřazeny klasickým mediánovým filtrem. U hybridního mediánového filtru máme 2 skupiny, z nichž každá obsahuje jen 9 pixelů. Poslední srovnání zahrnuje pouze 3 hodnoty. Hybridní metoda je rychlejší než klasická metoda s okolím 5x5 pixelů. Jeho další výhodou oproti klasickému mediánu je, že ponechává čáry v obraze, které jsou užší než polovina šířky okolí, a zaoblené rohy [20].

### 5.3.1 Modifikovaný hybridní mediánový filtr

Modifikace hybridního mediánového filtru spočívá v nahrazení prvního mediánu výběrem maximální hodnoty [20]. Výraz pro získání nové hodnoty centrálního pixelu lze zapsat následovně:

$$A' = \text{medián}(A, \max(A, C, E, G, I), \text{medián}(A, B, D, F, H)) \quad (5.4)$$

## 5.4 Leeův a Kuanův filtr

Leeův filtr využívá statistickou distribuci pixelů uvnitř klouzavého okna k odhadu hodnoty zpracovávaného pixelu. Princip Leeova filtru je založen na předpokladu, že průměr a odchylka ze zpracovávaného pixelu se rovná lokálnímu průměru a lokální odchylce ze všech pixelů uvnitř klouzavého okna. Vzorec pro Leeův filtr [21]:

$$Y_{i,j} = \bar{X} + K(X_{i,j} - \bar{X}), \quad (5.5)$$

kde  $Y_{i,j}$  je odhad hodnoty pixelu,  $X_{i,j}$  je hodnota zašuměného pixelu v klouzavém okně,  $\bar{X}$  je průměrná hodnota všech pixelů uvnitř klouzavého okna a  $K$  je váhový faktor v rozmezí 0 až 1 [21]:

$$K = \frac{\sigma_X^2 L}{L\sigma_X^2 + \bar{Y}^2}, \quad (5.6)$$

kde  $L$  je poměr druhých mocnin průměru a odchylky a  $\sigma_X$  je směrodatná odchylka.

Kuanův filtr má stejný vzorec jako Leeův filtr, pouze váhový faktor  $K$  je dán jinou rovnicí [21]:

$$K = \frac{\sigma_X^2 L}{\sigma_X^2 + (\bar{Y}^2 + \sigma_X^2)/L}, \quad (5.7)$$

kde  $L$  je poměr druhých mocnin průměru a odchylky a  $\sigma_X$  je směrodatná odchylka.

## 5.5 Frostův filtr

Frostův filtr nahrazuje aktuální zpracovávaný pixel váženou sumou z hodnot pixelů nacházejících se v klouzavém okně. Váhové faktory se zmenšují s rostoucí vzdáleností od centrálního pixelu. Zvýšení váhového faktoru pro centrální pixel odpovídá zvýšení variance uvnitř klouzavého okna. Předpokladem filtru je, že šum spekle je multiplikativní, pak hodnota aktuálního pixelu je vyjádřena jako [21]:

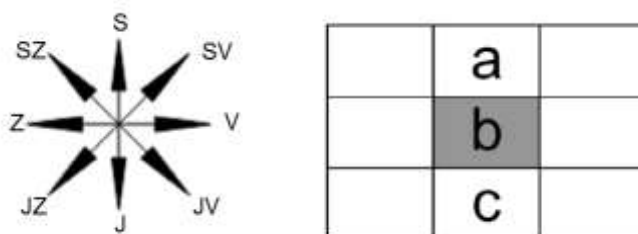
$$Y_{i,j} = \sum_{n \times n} K \alpha e^{-\alpha |t|} x_{i+n,j+n}, \quad t = \sqrt{i^2 + j^2} \quad (5.8)$$

kde  $t$  je vzdálenost mezi aktuálním pixelem  $(n,n)$  a zpracovávaným pixelem  $(n+i, n+j)$ ,  $\alpha$  je adaptivní koeficient určený lokálními statistikami z pixelů nacházejících se uvnitř klouzavého okna a  $K$  je normalizační konstanta. Jestliže bude hodnota  $\alpha$  malá, filtr se bude chovat jako průměrující filtr [21]. Naopak pokud bude  $\alpha$  velká, filtr bude mít tendenci neměnit filtrovaný obraz [21].

## 5.6 Geometrická filtrace

Geometrický filtr patřící mezi nelineární filtry pracuje s prvky masky tak, že ve vyfiltrovaném obraze můžeme pozorovat určitý směr. Koncept geometrické filtrace je takový, že spekle se v obraze zobrazí jako „úzké hradby a úzká údolí“ [22]. Filtr s rostoucím počtem iterací postupně rozbíjí tyto úzké zdi reprezentující světlé hrany a vyplňuje úzká údolí reprezentující tmavé hrany. Redukované hrany, které budou rozmazány, zůstanou zachovány [23].

Filtr používá masku o velikosti 3x3, ve které srovnává intenzitu centrálního pixelu s 8 sousedními pixely v masce [22]. Intenzita centrálního pixelu je zvýšena či snížena podle okolí a více tak reprezentuje své okolí. Výpočet probíhá v několika krocích. V prvním kroku je zvolen směr a přiřazena hodnota pixelu. Je zvolen směr sever-jih a tomu odpovídající pixely a,b,c, jak je znázorněno na Obr. 33.



Obr. 33 Princip geometrické filtrace

Ve druhém kroku je provedena úprava centrálního pixelu dle následujících pravidel [19] [22]:

- Je-li  $a \geq b + 2$  pak  $b = b + 1$ ,
- Je-li  $a > b$  and  $b \leq c$  pak  $b = b + 1$ ,
- Je-li  $c > b$  and  $b \leq a$  pak  $b = b + 1$ ,
- Je-li  $c \geq b + 2$  pak  $b = b + 1$ ,
- Je-li  $a \leq b - 2$  pak  $b = b - 1$ ,
- Je-li  $a < b$  and  $b \geq c$  pak  $b = b - 1$ ,
- Je-li  $c < b$  and  $b \geq a$  pak  $b = b - 1$ ,
- Je-li  $c \leq b - 2$  pak  $b = b - 1$ .

První a druhý krok je opakován pro zbývající směry (Z-V, SZ-JV a SV-JZ) [22]. Zašuměné oblasti mají velkou směrodatnou odchylku a s rostoucím počtem iterací se její hodnota snižuje.

## 5.7 Difuzní filtrace

Difuzní filtry odstraňují šum z obrazu díky modifikaci obrazu řešením parciálních diferenciálních rovnic (viz vzorec 5.9). Vyhlazení je závislé na hranách obrazu a jejich směrech. Anisotropická difuze je efektivní nelineární technika filtrace pro redukci šumu a současněmu zvýšení kontrastu [24]. Filtr vyhlazuje homogenní oblasti v obraze, ale

zachovává hrany bez toho, aniž by bylo nutné počítat výkonové spektrum, tudíž lze filtr aplikovat přímo na obrazy s logaritmickou kompresí [24]. Rovnice isotropické difuze je dána výrazem [22]:

$$\frac{dg_{i,j,t}}{dt} = \text{div}(d\nabla g), \quad (5.9)$$

kde  $g_{i,j}$  je zašuměný obraz,  $t=0$  je počáteční podmínka,  $i$  a  $j$  jsou souřadnice,  $t$  je náhradní parametr,  $d$  je difuzní konstanta a  $\nabla g$  je gradient obrazu.

### 5.7.1 Anisotropická difuzní filtrace

Pánové Perona a Malik upravili výše uvedenou rovnici pro isotropickou difuzi do tvaru [22]:

$$\frac{dg_{i,j,t}}{dt} = \text{div}(d_{i,j,t}\nabla g_{i,j,t}) = \left[ \frac{d}{di} d_{i,j,t} \frac{d}{di} g_{i,j,t} \right] + \left[ \frac{d}{dj} d_{i,j,t} \frac{d}{dj} g_{i,j,t} \right] \quad (5.10.1)$$

$$d_{i,j,t} = f(|\nabla g|), \quad (5.10.2)$$

kde  $|\nabla g|$  je velikost gradientu a  $d(|\nabla g|)$  je funkce nazývaná difuzním koeficientem, která nám zabezpečí, že difuze se nebude provádět na hranách. Hodnota difuzního koeficientu  $d \rightarrow 0$  v případě, kdy  $|\nabla g| \rightarrow \infty$ . Difuzní koeficient je monotónně klesající funkce velikosti gradientu  $|\nabla g|$ , která zvyšuje vyhlazování souběžně s hranou a zastavuje vyhlazování kolmo na hranu, protože je zde největší velikost gradientu. Dochází tak k rozšiřování hran. Volba  $d(|\nabla g|)$  může velmi ovlivnit prostor, kde bude patrný vliv difuze [25]. Například je-li  $d(|\nabla g|)$  ve všech místech konstantní, pak vyhlazování probíhá jako u isotropické filtrace. Pokud se  $d(|\nabla g|)$  mění podle lokálního gradientu obrazu, poté máme anisotropickou difuzi.

Diskretizované vyjádření anisotropické difuze z rovnice 5.10 pro pixel  $f_{i,j}$  je následující [22]:

$$\frac{dg_{i,j}}{dt} = \frac{\lambda}{\eta_s} \{ d_{i+1,j,t} [g_{i+1,j} - g_{i,j}] + d_{i-1,j,t} [g_{i-1,j} - g_{i,j}] + d_{i,j+1,t} [g_{i,j+1} - g_{i,j}] + d_{i,j-1,t} [g_{i,j-1} - g_{i,j}] \} \quad (5.11.1)$$

$$f_{i,j} = g_{i,j} + 0,25 \cdot \frac{dg_{i,j}}{dt}, \quad (5.11.2)$$

kde  $d_{i+1,j,t}$ ,  $d_{i-1,j,t}$ ,  $d_{i,j+1,t}$ ,  $d_{i,j-1,t}$  jsou difuzní koeficienty pro pixely nad, pod, vlevo a vpravo od centrálního pixelu na pozici  $i,j$ , kde je počítána difuze. Největší difuze nastane tam, kde jsou největší rozdíly difuzních koeficientů nejbližších sousedních bodů. Konstanta  $\lambda > 0$  určuje stupeň difuze,  $\eta$  udává šířku sousedních pixelů od pixelu  $i,j$  a  $|\eta_s|$  reprezentuje počet sousedních pixelů (vyjma 4 hraničních pixelů) [26].

### 5.7.2 Spekle redukující anisotropická difuzní filtrace

Podstatou tohoto filtru je nahrazení gradientního hranového detektoru použitého u anisotropické difuze okamžitým koeficientem rozptylu  $c_{srad}(|\nabla g|)$ . Rovnice, která vznikne upravením základních parciálních diferenciálních rovnic pro potlačení speklí, je [19]:



$$f_{i,j} = g_{i,j} + \frac{1}{\eta_s} \operatorname{div}(c_{srad}(|\nabla g|) \nabla g_{i,j}). \quad (5.12)$$

Difuzní koeficient  $c_{srad}(|\nabla g|)$  pro potlačení speklí je definován vzorcem [19]:

$$c_{srad}^2(|\nabla g|) = \frac{\frac{1}{2}|\nabla g_{i,j}|^2 \frac{1}{16}(\nabla^2 g_{i,j})^2}{(g_{i,j} + \frac{1}{4}\nabla^2 g_{i,j})^2}, \quad (5.13)$$

kde  $g_{i,j}$  je zašuměný obrázek,  $\nabla g$  je gradient obrazu,  $|\nabla g|$  je velikost gradientu a  $\eta_s$  reprezentuje oblast sousedních pixelů. Je vyžadováno, aby  $c_{srad}(|\nabla g|) \geq 0$ . Výše uvedený okamžitý koeficient rozptylu kombinuje normalizovaný operátor velikosti gradientu a normalizovaný Laplacianův operátor [22]. Velká relativní velikost gradientu a malý relativní Laplacian indikují hranu.

## 5.8 Vlnková filtrace

### 5.8.1 Vlnková transformace

Vlnková transformace je integrální transformace, která analyzuje data podle váhy nebo rozlišení. Vlnková transformace se obecně používá pro časově prostorovou analýzu signálu, ať už v 1D, tak i v případě 2D signálů. Vlnková transformace nám poskytuje oproti Fourierově transformaci některé výhody. Například se velmi dobře hodí pro aproximaci signálů s ostrými přechody nebo pro detekci signálů, u nichž se vyskytují nespojitosti [27]. Vlnková transformace nachází využití při modelaci řeči, hudby, videa a nestacionárních stochastických signálů, např. komprese obrazů, radary, předpovědi zemětřesení atd. [28]. Užívaný pojem vlnka odkazuje na sadu ortogonálních bázeových funkcí generovaných dilatací a translací váhové funkce  $\Phi$  a mateřské vlnky  $\psi$  [29].

Transformace odvozená z vlnkové transformace pro diskrétní vlnky se nazývá diskrétní vlnková transformace (DWT). První DWT byla popsána matematikem maďarského původu Alfrédem Haarem [30]. DWT je rychlá lineární operace s datovým vektorem, jehož délka je  $2^n$ . Tato transformace je invertibilní a ortogonální, inverzní transformace je vyjádřena jako matice transponovaných transformačních matic. Oproti sinusům a cosinusům u Fourierovy transformace je vlnka lokalizována v prostoru. Jednotlivé vlnkové funkce jsou stejně jako sinusy a cosinusy lokalizovány ve frekvenci. Nejznámější DWT byly formulovány v roce 1988 belgickou matematičkou Ingrid Daubechies, která použila rekurentní vztahy ke generování postupně jemnějších diskrétních vzorků mateřské vlnky [28].

Mateřská vlnka je definována jako [29]:

$$\psi_{(j,k)}(x) = 2^{j/2} \psi(2^j x - k). \quad (5.13)$$

Váhová funkce je definována vztahem [29]:

$$\phi_{(j,k)}(x) = 2^{j/2} \phi(2^j x - k), \quad (5.14)$$

kde  $\psi$  označuje vlnkovou funkci,  $i$  a  $j$  jsou celá čísla, která reprezentují váhu a posun vlnkové funkce. Faktor  $j$  v rovnicích 5.13 a 5.14 se označuje jako váhový index, který vyjadřuje šířku vlnky. Lokalizační index  $k$  nám dává informaci o pozici. Vlnková funkce je rozšířena mocninou čísla 2 a je přeložena o celé číslo  $k$ . Z hlediska koeficientů vlnky je rovnice vlnky definována vztahem [29]:

$$\psi(x) = \sum_k^{N-1} g_k \sqrt{2\phi(2x - k)}, \quad (5.15)$$

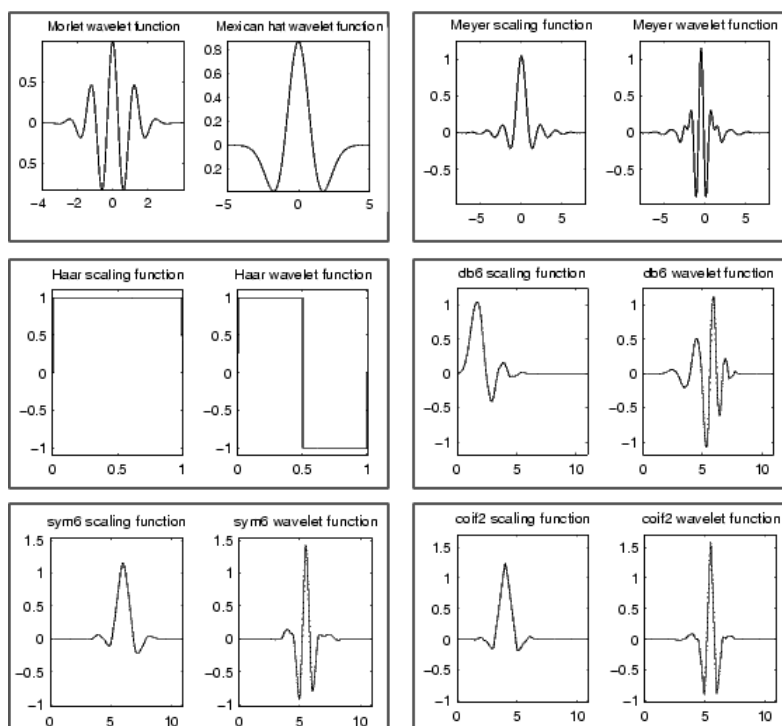
kde  $g_0, g_1, g_2, \dots$  jsou koeficienty vlnky pro horní propusti. Pro váhovou funkci z hlediska váhových koeficientů dostaneme výraz [29]:

$$\phi(x) = \sum_k^{N-1} h_k \sqrt{2\phi(2x - k)}, \quad (5.16)$$

kde  $h_0, h_1, h_2, \dots$  jsou váhové koeficienty pro dolní propust. Koeficienty vlnky a váhové koeficienty jsou mezi sebou odvoditelné podle vztahu [29]:

$$g_n = (-1)^n h_{1-n+N}. \quad (5.17)$$

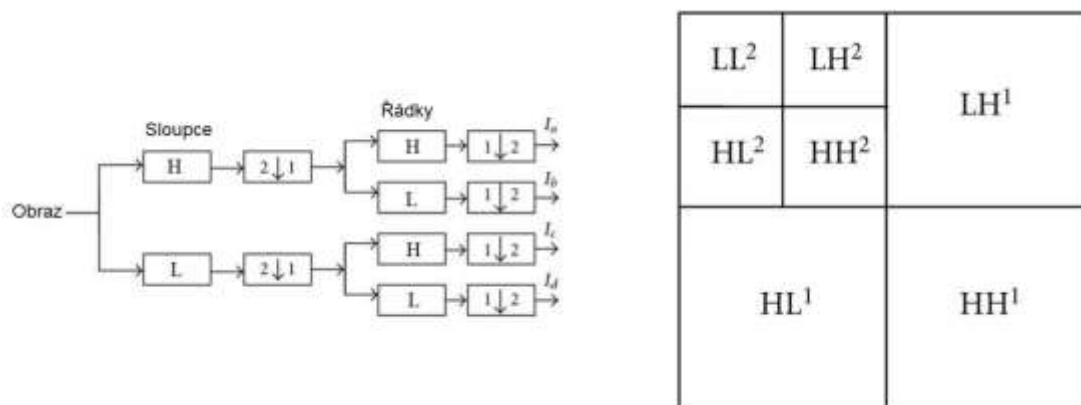
Výraz  $N$  odpovídá počtu nulových momentů. Základní myšlenkou je, že vlnka má  $N$  nulových momentů právě tehdy, když váhová funkce může vytvářet polynomy až do stupně  $N-1$ . „Nulová“ část znamená, že koeficienty vlnky jsou polynomy stupně nula nanejvýš  $N-1$ , to znamená, že samotná váhová funkce může být použita k reprezentaci těchto funkcí. Více nulových momentů znamená, že váhová funkce může reprezentovat složitější funkce.



Obr. 34 Příklad vlnkových funkcí [31]

### 5.8.2 2-D diskrétní vlnková transformace

Abychom mohli použít vlnkovou transformaci pro zpracování 2D obrazů, musí být implementována 2D verze bank filtrů pro analýzu a syntézu obrazu. V případě 2D signálu je nejdříve aplikována 1D banka filtrů pro analýzu na sloupce v obraze a ve druhém kroku na řádky (viz Obr. 35). Jestliže má obraz  $N_1$  řádků a  $N_2$  sloupců, pak po použití 1D analyzačních filtrů v každém sloupci dostaneme dvě subpásma obrazu, každý bude mít  $N_1/2$  řádků a  $N_2$  sloupců [30]. Po použití stejných filtrů v každém řádku na obě subpásma obrazu obdržíme 4 subpásma, každé bude mít  $N_1/2$  řádků a  $N_2/2$  sloupců [29]. 2D banka filtrů pro syntézu kombinuje čtyři subpásma obrazu, aby byl získán originální obraz o velikosti  $N_1 \times N_2$ .

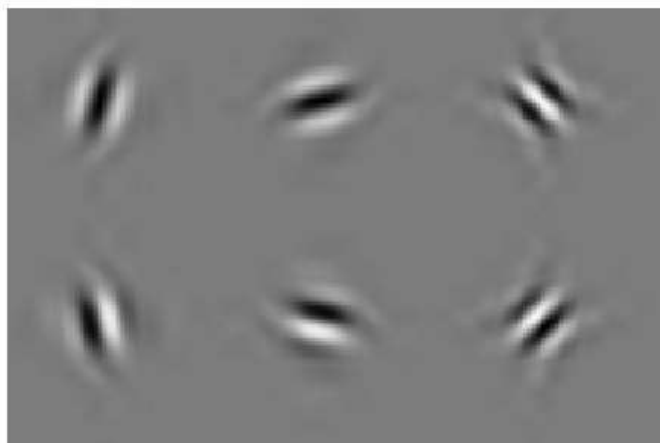


Obr. 35 Princip dekompozice obrazu pomocí 2D vlnkové transformace

### 5.8.3 2-D Dual-Tree vlnková transformace

Jedna z výhod dual-tree komplexní vlnkové transformace je, že může být implementována do 2D vlnkové transformace, která je více selektivní vzhledem k orientaci než běžná 2D DWT. Existují 2 verze 2D dual-tree vlnkové transformace: reálná 2D dual-tree DWT, která je 2 krát obsáhlejší, zatímco komplexní 2D dual-tree DWT je 4 krát obsáhlejší. Oba druhy používají vlnky orientované v šesti rozdílných směrech [30].

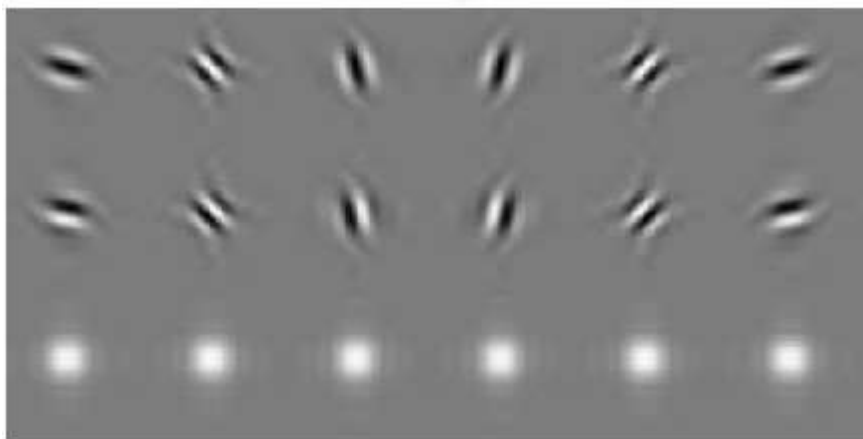
Reálná 2D dual-tree DWT zvoleného obrazu využívá paralelně dvou kriticky vzorkovaných 2D DWT. Následně se vypočítá pro každou dvojici subpásem součet a rozdíl. Koeficienty vlnky  $w$  jsou uloženy v matici  $w\{j\}\{k\}\{d\}$ , kde váha je reprezentována proměnnou  $j=1..J$  a směr je dán proměnnými  $k=1..2$  a  $d=1..3$  [30]. Originální obraz je získán využitím inverzní transformace. Na Obr. 36 je zobrazeno šest vlněk, které jsou využity u reálné 2D dual-tree vlnkové transformace. Každá ze šesti vlněk je orientována v odlišném směru. Každé subpásma 2D dual-tree transformace odpovídá jedné orientaci vlnky.



**Obr. 36 Reálná 2D Dual-tree vlnková transformace [30]**

Komplexní 2D dual-tree DWT využívá vlnky v šesti rozdílných směrech, nicméně v tomto případě jsou v každém směru 2 vlnky [30]. V každém směru jedna z dvojice vlněk reprezentuje reálnou část z komplexní hodnoty 2D vlnky, zatímco druhá vlnka reprezentuje imaginární část. Protože využívá komplexní verze dvakrát tolik vlněk než reálná verze 2D dual-tree DWT, je celkově výpočet 4 krát časově náročnější [30]. Komplexní 2D dual-tree je realizována jako 4 krát paralelně vypočtená kriticky vzorkovaná 2D DWT. Pro řádky a sloupce jsou používány rozdílné sady filtrů. Stejně jako u reálné 2D dual-tree DWT je proveden součet a rozdíl subpásem obrazů, aby byly získány orientované vlnky.

Koeficienty vlnky  $w$  jsou uloženy v matici  $w\{j\}\{p\}\{k\}\{d\}$ , kde proměnná  $j=1..J$  odpovídá váze a orientace je reprezentována proměnnými  $k=1..2$  a  $d=1..3$  [30]. Reálné části odpovídají koeficienty s proměnnou  $p=1$ , imaginární části odpovídají koeficienty s  $p=2$ . Původní obraz je získán opět využitím inverzní transformace. Na Obr. 37 je zobrazeno všech 12 vlněk, které jsou využity u komplexní 2D dual-tree DWT. Šest vlněk v prvním řádku odpovídá reálné části, v druhém řádku odpovídají imaginární části sady šesti komplexních vlněk. Na třetím řádku je zobrazena amplituda šesti komplexních vlněk.



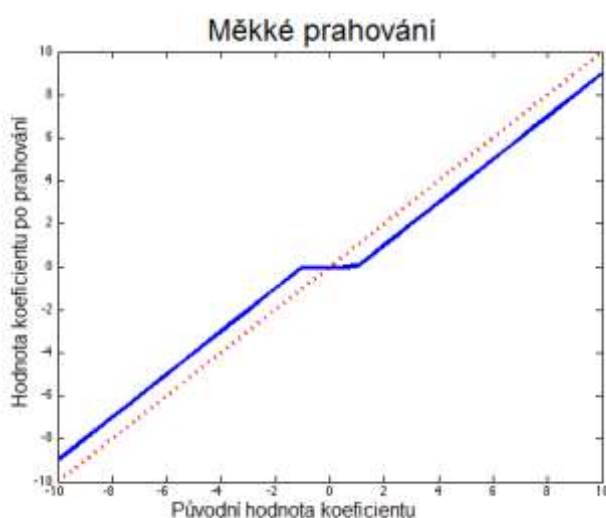
**Obr. 37 Komplexní 2D Dual-tree vlnková transformace [30]**

### 5.8.4 Vlastní filtrace

Jedna z metod filtrace je využití prahování. Po rozkladu obrazu použitím vlnkové transformace jsou použity filtry, které se chovají jako průměrující filtry (dolní propusti) a filtry tvořící detaily (horní propusti). Některé z výsledných koeficientů vlnek odpovídají detailům v obraze (subpásmo s vysokými frekvencemi). Jestliže jsou detaily drobné, lze je potlačit bez viditelného vlivu na hlavní rysy obrazových dat. Idea prahování je taková, že všechny koeficienty v subpásmu s vysokými frekvencemi nacházející se pod specifickým prahem budou nastaveny na nulu [30]. Tyto koeficienty jsou použity při inverzní transformaci. V programu je na výběr filtrace pomocí 2D DWT, reálné 2D dual-tree DWT a komplexní 2D dual-tree DWT.

V programu je využito prahování pomocí měkkého prahování. U měkkého prahování platí, že koeficienty nad prahem jsou posunuty směrem k nule o hodnotu prahu, koeficienty nacházející se pod prahem budou vynulovány. Tento typ prahování snižuje hodnotu zachovávaných koeficientů. Grafické vyjádření je na Obr. 38. Práh je popsán vzorcem [29]:

$$T_s = \begin{cases} \text{sign}(x)(|x| - t) & \text{pro } |x| > t \\ 0 & \text{jinak} \end{cases} \quad (5.18)$$



Obr. 38 Princip měkkého prahování

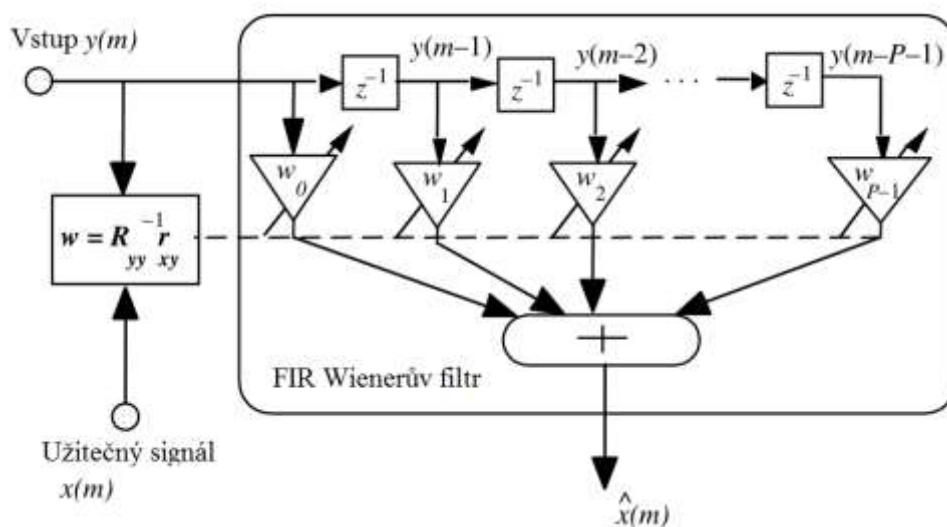
## 5.9 Wienerova filtrace

Wienerův filtr formulovaný Noerbertem Wienerem patří mezi základní datově závislé lineární filtry, které minimalizují kvadratickou chybu [32]. Koeficienty Wienerova filtru jsou počítány tak, aby se minimalizovala průměrná kvadratická chyba mezi výstupem filtru a užitečným signálem [32]. Základní verze filtru předpokládá, že signály jsou stacionární procesy. Pokud jsou koeficienty filtru periodicky počítány pro každý blok N vzorků signálu, pak filtr sám sebe přizpůsobuje k průměrné charakteristice signálů v blocích a stává se tak

blokově adaptivní. Blokově adaptivní filtr se používá pro signály jako je řeč a obraz, které lze považovat za téměř stacionární u malého bloku vzorků.

### 5.9.1 Odhad nejmenší kvadratické chyby

Wienerův filtr může být filtr s nekonečnou impulzní charakteristikou (IIR) nebo filtr s konečnou impulzní charakteristikou (FIR). Výsledkem řešení IIR Wienerova filtru je soubor nelineárních rovnic, zatímco u FIR Wienerova filtru se jedná o soustavu lineárních rovnic [33]. FIR filtr je relativně jednodušší na výpočet, stabilní a praktičtější [34]. Hlavní nevýhodou FIR filtru ve srovnání s IIR filtrem je ta, že může být potřeba velké množství koeficientů k aproximaci požadované odezvy. Na Obr. 39 je zobrazen Wienerův filtr reprezentovaný vektorem koeficientů  $w$ . Vstupem filtru je signál  $y(m)$  a výstupem je signál  $\hat{x}(m)$ , který je odhadem užitečného signálu  $x(m)$  s nejmenší střední kvadratickou chybou.



Obr. 39 Princip FIR Wienerova filtru

Filtr je dán vzorcem [34]:

$$\hat{x}(m) = \sum_{k=0}^{P-1} w_k y(m-k) = \mathbf{w}^T \mathbf{y}, \quad (5.19)$$

kde  $m$  je pozice vzorku,  $\mathbf{y} = [y(m), y(m-1), \dots, y(m-P+1)]$  je vstupní signál filtru a  $\mathbf{w}^T = [w_0, w_1, \dots, w_{P-1}]$  je vektor koeficientů Wienerova filtru. Předpokládá se, že  $P$  odpovídá počtu počátečních vzorků, je buď známý nebo nastaven na nulu. Chybový signál Wienerova filtru  $e(m)$  je definován jako rozdíl mezi užitečným signálem  $x(m)$  a signálem  $\hat{x}(m)$  na výstupu filtru [34].

$$e(m) = x(m) - \hat{x}(m) = x(m) - \mathbf{w}^T \mathbf{y}. \quad (5.20)$$

V rovnici 5.20 pro daný vstupní signál  $y(m)$  a užitečný signál  $x(m)$  závisí chybový signál  $e(m)$  na vektoru koeficientů filtru  $w$  [33]. Vztah mezi vektorem koeficientů filtru  $w$  a chybovým signálem  $e(m)$  je vyjádřen rozšířenou rovnicí 5.21 pro  $N$  vzorků signálu  $x(m)$  a  $y(m)$  [34]:

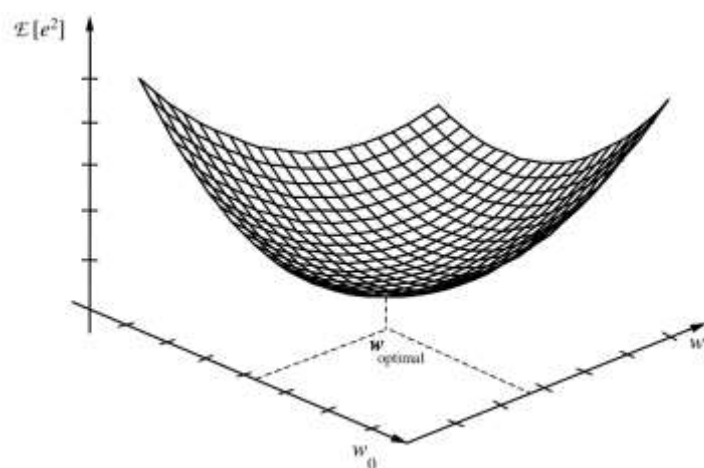
$$\begin{pmatrix} e(0) \\ e(1) \\ e(2) \\ \vdots \\ e(N-1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x(0) \\ x(1) \\ x(2) \\ \vdots \\ x(N-1) \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} y(0) & y(-1) & y(-2) & \dots & y(1-P) \\ y(1) & y(0) & y(-1) & \dots & y(2-P) \\ y(2) & y(1) & y(0) & \dots & y(3-P) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y(N-1) & y(N-2) & y(N-3) & \dots & y(N-P) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} w_0 \\ w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_{P-1} \end{pmatrix} \quad (5.21)$$

Pokud je počet vzorků signálu stejný jako počet koeficientů filtru  $N=P$ , pak máme čtvercovou matici rovnic a je zde jednoznačné řešení filtru  $\mathbf{w}$  s nulovým odhadem chyby  $e=0$ . Pokud je  $N < P$ , pak je počet vzorků signálu  $N$  nedostatečný abychom získali jednoznačné řešení pro koeficienty filtru. V tomto případě získáme nekonečné množství řešení s nulovým odhadem chyby. V praxi je počet vzorků mnohem větší než počet koeficientů  $N > P$ , pak získáme jednoznačné řešení obvykle s nenulovou chybou.

Objektivním kritériem u Wienerova filtru je nejmenší střední kvadratická chyba (LSE) mezi výstupem filtru a užitečným signálem [32]. Koeficienty Wienerova filtru jsou získány minimalizací průměrné kvadratické chybové funkce  $E[e^2(m)]$  s ohledem na vektor koeficientů  $\mathbf{w}$  [32]. Z rovnice 5.20 je průměrná kvadratická chyba odhadu dána rovnicí [34]:

$$\begin{aligned} E[e^2(m)] &= E[(x(m) - \mathbf{w}^T \mathbf{y})^2] = E[x^2(m)] - 2\mathbf{w}^T E[\mathbf{y}x(m)] + \mathbf{w}^T E[\mathbf{y}\mathbf{y}^T] \mathbf{w} = \\ &= r_{xx}(0) - 2\mathbf{w}^T \mathbf{r}_{yx} + \mathbf{w}^T \mathbf{R}_{yy} \mathbf{w}, \end{aligned} \quad (5.22)$$

kde  $\mathbf{R}_{yy}=E[\mathbf{y}(m)\mathbf{y}^T(m)]$  je autokorelační matice vstupního signálu a  $\mathbf{r}_{xy}=E[x(m)\mathbf{y}(m)]$  je vektor vzájemné korelace vstupního a užitečného signálu. Z rovnice 5.22 je patrné, že průměrná kvadratická chyba pro FIR filtr je kvadratická funkce vektoru  $\mathbf{w}$  a má jediné minimum. Například pro filtr se dvěma koeficienty ( $w_0, w_1$ ) má funkce průměrné kvadratické chyby tvar mísy s jedním minimem, jak je zobrazeno na Obr. 40. V tomto bodě má funkce nulový gradient.



Obr. 40 Povrch funkce LSE pro FIR filtr se dvěma koeficienty [34]

Z rovnice 5.22 získáme gradient LSE funkce s ohledem na vektor koeficientů derivací [34].

$$\frac{\partial}{\partial \mathbf{w}} E[e^2(m)] = -2E[x(m)\mathbf{y}(m)] + 2\mathbf{w}^T E[\mathbf{y}(m)\mathbf{y}^T(m)] = -2\mathbf{r}_{yx} + 2\mathbf{w}^T \mathbf{R}_{yy}, \quad (5.23)$$

kde vektor gradientu je definován [34]:

$$\frac{\partial}{\partial \mathbf{w}} = \left[ \frac{\partial}{\partial w_0}, \frac{\partial}{\partial w_1}, \frac{\partial}{\partial w_2}, \dots, \frac{\partial}{\partial w_{P-1}} \right]^T. \quad (5.24)$$

Minimální průměrná kvadratická chyba Wienerova filtru je dána tím, kdy je rovnice 5.23 rovna nule [32].

$$\mathbf{R}_{yy}\mathbf{w} = \mathbf{r}_{yx} \text{ resp. } \mathbf{w} = \mathbf{R}_{yy}^{-1}\mathbf{r}_{yx}. \quad (5.25)$$

Řešení Wienerova filtru z výše uvedené rovnice lze přepsat do rozšířené formy [34]:

$$\begin{pmatrix} w_0 \\ w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_{P-1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} r_{yy}(0) & r_{yy}(1) & r_{yy}(2) & \dots & r_{yy}(P-1) \\ r_{yy}(1) & r_{yy}(0) & r_{yy}(1) & \dots & r_{yy}(P-2) \\ r_{yy}(2) & r_{yy}(1) & r_{yy}(0) & \dots & r_{yy}(P-3) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{yy}(P-1) & r_{yy}(P-2) & r_{yy}(P-3) & \dots & r_{yy}(0) \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} r_{yx}(0) \\ r_{yx}(1) \\ r_{yx}(2) \\ \vdots \\ r_{yx}(P-1) \end{pmatrix} \quad (5.26)$$

Výpočet koeficientů filtru vyžaduje autokorelační matici vstupního signálu a vektor vzájemné korelace vstupního a užitečného signálu. V (statistické) teorii zpracování signálu jsou hodnoty korelace náhodných procesů získány jako průměr ze souboru různých realizací procesu. V praktických situacích jsou většinou pouze jedna či dvě konečné realizace signálů  $x(m)$  a  $y(m)$ . V takových případech můžeme použít průměr v čase místo středních hodnot. Pro záznam signálu o délce  $N$  vzorků je časově zprůměrovaná korelace hodnot vypočtena jako [34]:

$$r_{yy}(k) = \frac{1}{N} \sum_{m=0}^{N-1} y(m)y(m+k) \quad (5.27)$$

Pro řešení rovnice 5.26 lze použít několik efektivních metod řešení.



## 6 VELIČINY POPISUJÍCÍ KVALITU OBRAZŮ

Kvalita obrazu je důležitá při hodnocení nebo segmentování ultrazvukových obrazů, kde šum spekle zakrývá subtilní detaily v obrazu. Filtrace speklí zlepšuje vizuální vnímání lékařského odborníka při hodnocení ultrazvukového zobrazení lidských orgánů. Statistické parametry jako Signal to Noise Ratio (SNR), Mean Square Error (MSE) a další parametry pro hodnocení obrazové kvality jsou popsány níže. Následující parametry jsou vypočítávány s použitím originálního zašuměného obrazu X a filtrovaného obrazu Y.

### 6.1 Objektivní hodnocení

#### 6.1.1 MSE (Mean Square Error -průměrná kvadratická chyba)

Parametr MSE určuje kvalitativní změnu mezi originálním a zpracovaným obrazem v okně velikosti M x N, v našem případě jsou M a N rozměry celého obrazu. MSE se často označuje jako průměrná kvadratická chyba v obraze. MSE se velmi často používá ke kvantifikaci kvality obrazu. Pro popis kvality ale není samostatný parametr MSE dostatečný. Měl by se používat společně s ostatními parametry kvality.

Vzorec pro výpočet MSE je následující [19]:

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (X_{i,j} - Y_{i,j})^2. \quad (6.1)$$

#### 6.1.2 RMSE (Root MSE –odmocnina z průměrné kvadratické chyby)

Parametr RMSE je druhou odmocninou z průměrné kvadratické chyby (MSE) přes celý obraz velikosti M x N. Obliba RMSE je dána skutečností, že je to obvykle nejlepší aproximace směrodatné odchylky. Vzorec pro výpočet RMSE je následující [19]:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (X_{i,j} - Y_{i,j})^2}. \quad (6.2)$$

#### 6.1.3 Minkowského parametry

Chybové součty ve formě Minkowského parametrů, které popisují míru rozdílnosti mezi originálním a filtrovaným obrazem [19]:

$$M_{\beta} = \left( \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (X_{i,j} - Y_{i,j})^{\beta} \right)^{1/\beta}. \quad (6.3)$$

Výpočet se provádí pro  $\beta=3$  (parametr M3) a pro  $\beta=4$  (parametr M4). Pro  $\beta=2$  je vypočtená hodnota shodná s RMSE.

### 6.1.4 GAE (Geometric Average Error –střední geometrická chyba)

Parametr GAE je míra, která nám vyjadřuje, jak je kvalita obraz po filtraci speklí špatná. Užívá se jako náhrada nebo doplňující parametr k RMSE a vypočítává se takto [35]:

$$GAE = \left( \prod_{i=1}^M \prod_{j=1}^N \sqrt{X_{i,j} - Y_{i,j}} \right)^{1/MN}. \quad (6.4)$$

Pokud je provedena dobrá transformace mezi originálním a filtrovaným obrazem (velmi malé difference), tak se hodnota GAE blíží nule. V ostatních případech je hodnota GAE vysoká. Hodnota je kladná, jestliže je mezi originálním a filtrovaným obrazem hodnota každého pixelu jiná. Parametrem GAE můžeme nahradit RMSE, který je počítán pro celý obraz s dimenzemi M x N.

### 6.1.5 SNR (Signal to Noise Ratio –poměr signálu k šumu)

Parametr SNR vyjadřuje poměr signálu k šumu, vzorec pro výpočet [21]:

$$SNR = 10 \log_{10} \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (X_{i,j}^2 - Y_{i,j}^2)}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (X_{i,j} - Y_{i,j})^2} \text{ [dB]}. \quad (6.5)$$

SNR je počítáno přes celý obraz s dimenzemi M x N.

SNR, RMSE a MSE jsou velice citlivé na degradaci obrazu, ale nespecifikují ho úplně. Jakákoliv malá změna šumu v obraze, filtrace speklí a přenosové nastavení způsobí zvýšení hodnot výše uvedených parametrů.

### 6.1.6 PSNR (Peak Signal to Noise Ratio –max. poměr signálu k šumu)

Parametr PSNR vyjadřuje poměr mezi maximální možnou energií signálu a energií šumu. Protože mnoho signálů má velmi široké dynamické spektrum, obvykle se PSNR vyjadřuje v logaritmickém měřítku. Pro výpočet PSNR musíme znát hodnotu MSE, kterou dosadíme do vzorce pro výpočet PSNR [21]:

$$PSNR = -10 \log_{10} \frac{MSE}{X_{max}^2} \text{ [dB]}, \quad (6.6)$$

kde  $X_{max}^2$  je maximum intenzity v originálním obraze. Parametr PSNR je vyšší pro kvalitnější obrazy. PSNR vyjadřuje obrazovou věrnost, tedy jak se filtrovaný obraz podobá původnímu obrazu. Pro totožné obrazy je MSE nulové a parametr PSNR tudíž není definovaný.

### 6.1.7 QUAL (Quality Index –index kvality)

Matematická definice univerzálního indexu kvality (QUAL) modeluje každou deformaci jako kombinaci tří odlišných faktorů, kterými jsou ztráta korelace, jasová deformace a kontrastní deformace. QUAL je odvozena podle vzorce [36]:

$$QUAL = \frac{\sigma_{XY}}{\sigma_Y \sigma_X} \cdot \frac{2\bar{Y}\bar{X}}{(\bar{Y})^2 + (\bar{X})^2} \cdot \frac{2\sigma_Y \sigma_X}{\sigma_Y^2 + \sigma_X^2} \quad (6.7)$$

kde P je celkový počet pixelů v obraze,  $\bar{X}$  a  $\bar{Y}$  reprezentují průměr hodnot v originálním a filtrovaném obraze,  $\sigma_X$  a  $\sigma_Y$  jsou směrodatné odchylky hodnot v originálním a filtrovaném obraze,  $\sigma_{XY}$  reprezentuje kovarianci mezi obrazy.

Parametr QUAL je počítán pro klouzavé okno bez překrývání s velikostí 8 x 8 bodů. Maximální hodnoty 1 nabývá, pokud je  $X_{i,j}=Y_{i,j}$ . Nejmenší hodnoty -1 nabývá, pokud je  $Y_{i,j} = 2\bar{X} - X_{i,j}$ .

### 6.1.8 SSIM (Structural Similarity Index – strukturální index podobnosti)

SSIM vyjadřuje podobnost dvou obrazů. Metoda srovnání bere v úvahu skutečnost, že lidské vnímání scény je přizpůsobeno k extrahování strukturální informace. Parametr nabývá hodnot v rozmezí -1 až 1, pokud je SSIM=1, jedná se o stejné obrazy. Hodnota SSIM se vypočítává podle vztahu [36]:

$$SSIM = \frac{(2\bar{X}\bar{Y}+C_1)(2\sigma_{XY}+C_2)}{(\bar{X}^2+\bar{Y}^2+C_1)(\sigma_X^2+\sigma_Y^2+C_2)} \quad (6.8)$$

kde  $C_1=0.01L$  a  $C_2=0.03L$ ,  $L$  reprezentuje dynamický rozsah v obraze, pro 8 bitů na kanál je  $L=255$ . Parametr SSIM je počítán pro klouzavé okno bez překrývání s velikostí 8 x 8 bodů.

### 6.1.9 AD (Average Difference –průměrný rozdíl)

Parametr AD vyjadřuje průměrný rozdíl hodnot pixelů na pozicích  $X_{i,j}$  a  $Y_{i,j}$  v originálním a filtrovaném obraze s rozměry  $M \times N$  [21]:

$$AD = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (X_{i,j} - Y_{i,j}). \quad (6.9)$$

### 6.1.10 SC (Structural Content –strukturální obsah)

Parametr SC je dán poměrem druhých mocnin všech hodnot originálního obrazu  $X_{i,j}$  a filtrovaného  $Y_{i,j}$ , opět s rozměry  $M \times N$  [21]:

$$SC = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N X_{i,j}^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N Y_{i,j}^2}. \quad (6.10)$$

### 6.1.11 NK (Normalized Cross-Correlation –normalizovaná vzájemná korelace)

Parametr NK je dán poměrem součinu hodnot odpovídajících pixelů v celém originálním a filtrovaném obraze ku druhé mocnině všech hodnot originálního obrazu, obrazy mají rozměry  $M \times N$  [35]:

$$NK = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (X_{i,j})(Y_{i,j})}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N X_{i,j}^2}. \quad (6.11)$$

### 6.1.12 MD (Maximum Difference –maximální rozdíl)

Parametr MD nám udává maximální rozdíl mezi dvěma pixely  $X_{i,j}$  a  $Y_{i,j}$  originálního a filtrovaného obrazu [35]:

$$MD = \max (|X_{i,j} - Y_{i,j}|). \quad (6.12)$$

### 6.1.13 LMSE (Laplacian Mean Squared Error – Laplacian. průměrná kvadr. chyba)

Tento parametr je založený na významu měření hran. Pokud má LMSE velkou hodnotu, znamená to, že obraz má nízkou kvalitu. LMSE je definována takto [21]:

$$LMSE = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [L(X_{i,j}) - L(Y_{i,j})]^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [L(X_{i,j})]^2}, \quad (6.13)$$

kde  $L$  je Laplacianův operátor [21].

### 6.1.14 NAE (Normalized Absolute Error –normalizovaná absolutní chyba)

Parametr NAE udává rozdíl mezi dvěma pixely  $X_{i,j}$  a  $Y_{i,j}$  originálního a filtrovaného obrazu o rozměrech  $M \times N$  podělený originálním obrazem [21]:

$$NAE = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |X_{i,j} - Y_{i,j}|}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N X_{i,j}} \quad (6.14)$$

## 6.2 Subjektivní hodnocení obrazů

Se subjektivním hodnocením se můžeme setkat například v lékařské diagnostice, u které závisí výsledné hodnocení na mnoha faktorech. Těmto faktorům může každý uživatel či diagnostik přidělovat jinou váhu. Faktory jsou např. věrnost k originálu, ostrost snímku, jas, kontrast, artefakty a další. U objektivního hodnocení mají jednotlivé parametry číselnou hodnotu, proto je lze porovnávat. Subjektivní hodnocení nemá číselnou hodnotu pro porovnání a je proto obvykle použitelné jen u osob s odpovídající praxí v oboru.

Například zvýrazněním obrazu můžeme zlepšit vizuální vjem, který je uplatnitelný pouze u diagnostiků v daném diagnostickém oboru. Upravením kontrastu, ostroty či dalších faktorů lze vylepšit vizuální vjem a zlepšit subjektivní hodnocení u diagnostika. Subjektivní hodnocení se odvíjí od rozlišení a velikosti obrazu, či od množství detailů v obraze. Je nutné podotknout, že zatímco jeden diagnostik může daný obraz subjektivně hodnotit jako dobrý, jiný diagnostik může mít opačný názor.

## 7 OBSLUŽNÝ PROGRAM

Výše popsané metody filtrace byly naprogramovány v prostředí Matlab (verze 7.10.0.499). Pro demonstraci funkčnosti jednotlivých metod filtrace bylo vytvořeno rozhraní GUI, kde je známý obrázek úmyslně znehodnocen šumem, poté vyfiltrován a vypočteny parametry kvality filtrace.



Obr. 41 Obslužný program při použití filtru Comp 2D DWT

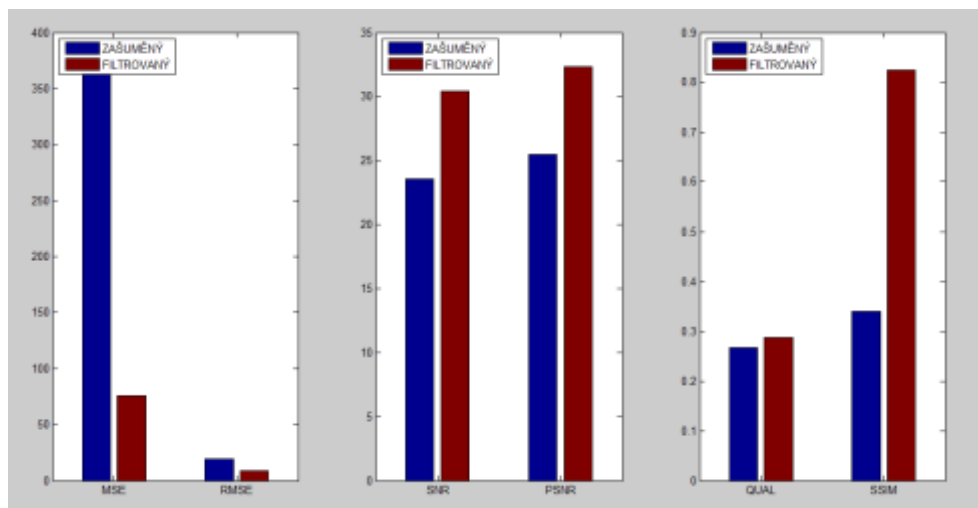
### 7.1 Popis rozhraní GUI

Po otevření rozhraní je nutné načíst vstupní nezašuměný obrázek pomocí tlačítka „Načíst obrázek“. Uživatel může načíst obrázky v grafických formátech tif, png, gif, bmp. Po načtení obrázku je dále nutné zadat varianci šumu spekle v rozmezí 0 až 1. Zadaná variance šumu je parametrem funkce *imnoise*, která je součástí programu Matlab. Pokud je zadána vyhovující hodnota variance šumu, zobrazí se v levé části obrazovky zašuměný obrázek, který si můžeme tlačítkem „Zvětšit“ otevřít v novém okně. Po výběru metody filtrace, popřípadě velikosti masky, je obrázek filtrován. U geometrického filtru je nutné zadat zvolený počet iterací, na který je uživatel dotázán v pomocném okně. U anisotropického filtru je uživatel dotázán v pomocném okně na počet iterací a hodnoty Kappa a Lambda. Časová náročnost filtrace závisí na rozměrech vstupního obrázku a zvolené metodě filtrace. U volby vlnkové filtrace je nutné zadat práh a počet stupňů rozložení. Po dokončení filtrace je v pravé části obrazovky zobrazen vyfiltrovaný obrázek, který si může uživatel kliknutím na tlačítko „Zvětšit“ otevřít v novém okně. Uživatel si může vyfiltrovaný obrázek uložit do souboru stiskem tlačítka „Uložit filtrovaný obrázek“.

### 7.2 Vyhodnocení

Po stisknutí tlačítka „Porovnat parametry“ jsou vypočítány dostupné parametry popisující parametry kvality mezi originálním a zašuměným obrázkem a dále mezi originálním a filtrovaným obrázkem. Tyto parametry jsou zobrazeny v grafech na Obr. 42 a v

tabulce na Obr. 43. Jako srovnávací parametry pro kvalitu filtrace byly zvoleny parametry MSE (RMSE), SNR, PSNR, QUAL a SSIM. Význam jednotlivých parametrů je vysvětlen v kapitole 6.1. U parametru MSE (RMSE) požadujeme co nejmenší hodnotu. Naopak u parametrů SNR a PSNR vyžadujeme hodnotu co největší, s rostoucí hodnotou parametru klesá významnost šumu oproti užitečnému signálu. Parametry QUAL a SSIM porovnávají podobnost obrázků, v ideálním případě, pokud jsou obrázky stejné, dosahují hodnoty 1.



Obr. 42 Příklad grafického srovnání parametrů

	Nezašuměný x Zašuměný	Nezašuměný x Filtrovaný
MSE	371.3700	75.7887
SNR	23.5573	30.4204
RMSE	19.2710	8.7057
PSNR	25.4430	32.3451
M3	21.3670	12.3276
M4	22.9786	16.0200
QUAL	0.2668	0.2866
SSIM	0.3393	0.8252
AD	0.7144	1.3006
SC	0.9989	1.0171
NK	0.9961	0.9907
MD	42	96.2466
LMSE	7.6742	0.7300
NAE	0.0824	0.0278

Obr. 43 Příklad srovnání parametrů v tabulce

## 8 POROVNÁNÍ METOD FILTRACE

Pro porovnání kvality filtrace jednotlivých metod bylo použito několik uměle zašuměných obrázků s předem zadanou variancí šumu. Šum typu spekle byl do obrázku přidán v Matlabu funkcí *imnoise*. Testovací obrázky *eight.tif* a *lena.tif* jsou součástí programu Matlab [37]. Pro ověření filtrace na reálných ultrazvukových obrazech byly staženy ze stránek firmy ArdentView obrázky před a po filtraci programem této firmy. Pro ukázkou je zde použit obrázek *neck.tif* [38]. Za originální obrázek je v tomto případě považován vyfiltrovaný obrázek od firmy ArdentView. Pro porovnávání kvality filtrace byly zvoleny parametry MSE, SNR, PSNR, QUAL a SSIM. U základních i pokročilých metod filtrace jsou vybrány u každého parametru 3 nejlepší hodnoty, které jsou v tabulkách zvýrazněny. Z metod budou vybrány ty, které budou mít nejvíce nejlepších parametrů. Pokud není uvedeno jinak, je u metod, u kterých je nutno zadat parametry uživatelem, použito výchozí nastavení těchto parametrů. U vlnkové filtrace je výchozí nastavení následující: počet stupňů rozkladu je roven 4 a práh je nastaven na hodnotu 20. U anisotropické difuze jsou výchozí parametry: počet iterací=2, Kappa=20, Lambda=0,2. Hodnoty u filtrů Kuan a Lee jsou v našem případě shodné, protože se jedná o filtry, kterými získáme stejný obrázek mírně odlišným způsobem. Srovnání jednotlivých metod filtrace pro dané zašuměné obrázky je uvedeno níže.

### 8.1 Srovnání jednotlivých metod na obrázku „eight.tif“

#### 8.1.1 Variance šumu=0,1

Tab. 4 Objektivní hodnocení základních filtračních metod pro obrázek „eight.tif“ ( $v=0,1$ )

	MSE [-]	SNR [dB]	PSNR [dB]	QUAL [-]	SSIM [-]
Zašuměný	2507,600	15,047	17,149	0,130	0,132
Lineární 3x3	589,846	21,218	23,434	<b>0,195</b>	0,349
Lineární 5x5	474,561	22,151	24,378	0,181	0,537
<b>Lineární 7x7</b>	<b>465,703</b>	<b>22,228</b>	<b>24,460</b>	0,165	<b>0,654</b>
Medián 3x3	909,279	19,579	21,554	0,157	0,211
Medián 5x5	604,560	21,365	23,327	0,153	0,298
Medián 7x7	538,695	21,853	23,828	0,146	0,396
Hybrid. medián	903,853	19,610	21,580	0,157	0,202
Mod. hybrid. medián	874,103	20,017	21,726	0,169	0,222
Kuan 3x3	590,630	21,213	23,428	<b>0,194</b>	0,348
Kuan 5x5	475,979	22,138	24,365	0,179	0,535
<b>Kuan 7x7</b>	<b>467,614</b>	<b>22,210</b>	<b>24,442</b>	0,163	<b>0,652</b>
Lee 3x3	590,630	21,213	23,428	<b>0,194</b>	0,348
Lee 5x5	475,979	22,138	24,365	0,179	0,535
<b>Lee 7x7</b>	<b>467,614</b>	<b>22,210</b>	<b>24,442</b>	0,163	<b>0,652</b>
Frost K=1	927,784	19,271	21,467	0,157	0,216

U lineárního filtru se se zvětšující se maskou snižuje parametr MSE (z 589,8 u masky 3x3 až na 465,7 u masky 7x7), hodnoty parametrů SNR, PSNR, SSIM se s maskou zvyšují (u SSIM z 0,349 u masky 3x3 až na 0,654 u masky 7x7). Parametry u mediánového, hybridního mediánového a modifikovaného mediánového filtru dosahují horších hodnot než lineární filtr, důvodem toho je princip mediánového filtru, který špatně funguje u silně zašuměných obrázků. U Kuanova a Leeova filtru se hodnoty MSE snižují s velikostí masky (z 590,6 u masky 3x3 až na 467,6 u masky 7x7) a hodnoty SSIM se zvyšují (z 0,348 u masky 3x3 až na 0,652 u masky 7x7). Frostův filtr má největší hodnotu MSE (MSE=927,8).


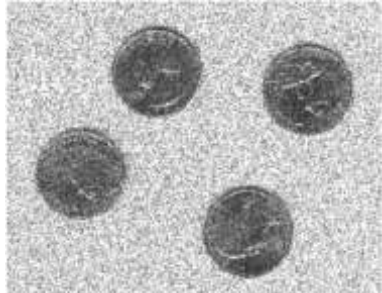
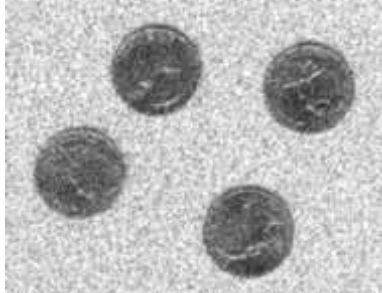
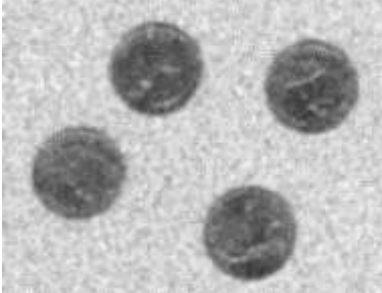
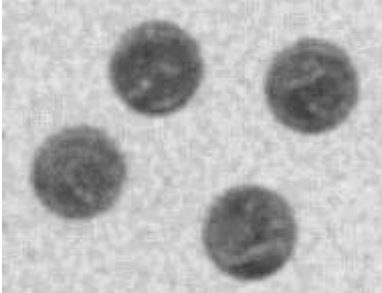
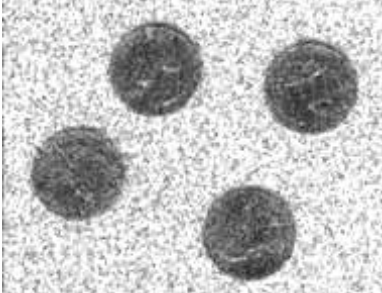
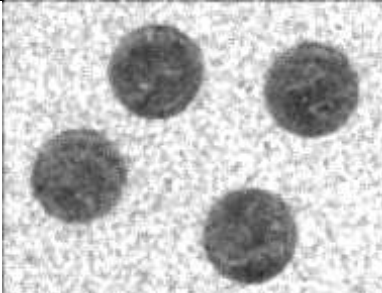
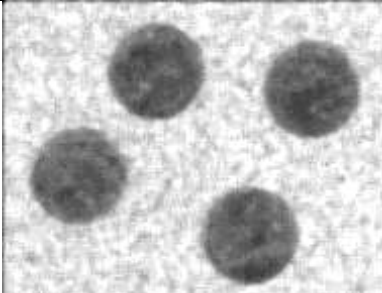
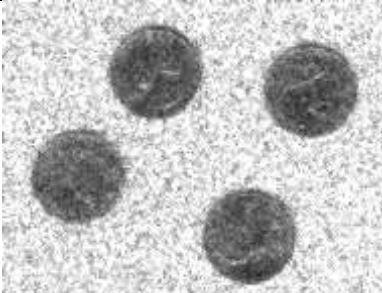
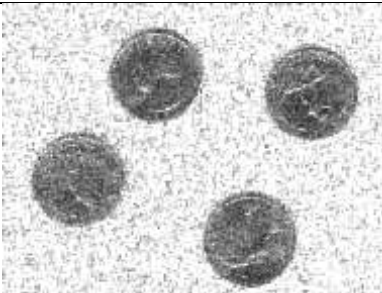
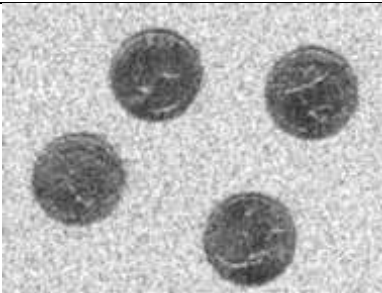
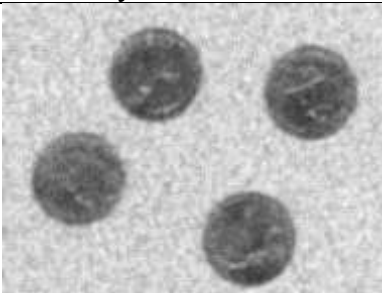
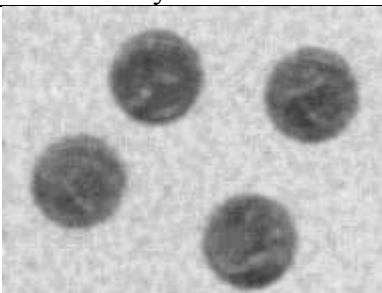
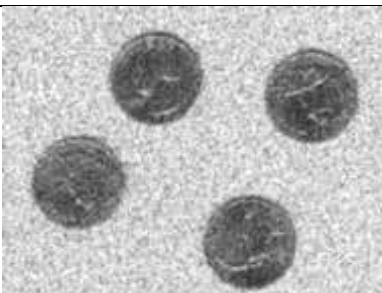
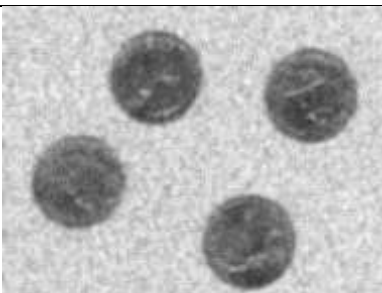
**Tab. 5** Objektivní hodnocení pokročilých filtračních metod pro obrázek „eight.tif“ (v=0,1)

	MSE [-]	SNR [dB]	PSNR [dB]	QUAL [-]	SSIM [-]
Zašuměný	2507,600	15,047	17,149	0,130	0,132
Wiener 3x3	664,133	20,710	22,919	<b>0,198</b>	0,316
<b>Wiener 5x5</b>	<b>483,544</b>	<b>22,073</b>	<b>24,297</b>	0,186	<b>0,495</b>
<b>Wiener 7x7</b>	<b>457,262</b>	<b>22,310</b>	<b>24,540</b>	0,168	<b>0,636</b>
Geometric i=10	1675,100	16,759	18,901	0,157	0,172
Geometric i=20	1151,700	18,377	20,528	0,174	0,210
Anisotrop1 L=0.1	838,288	19,694	21,907	<b>0,196</b>	0,266
Anisotrop1 L=0.2	661,176	20,698	22,938	<b>0,207</b>	0,383
Anisotrop2 L=0.1	1304,600	17,808	19,986	0,169	0,194
Anisotrop2 L=0.2	838,164	19,694	21,908	0,196	0,266
Anisotrop3 L=0.1	1430,700	17,493	19,586	0,165	0,183
Anisotrop3 L=0.2	991,411	19,124	21,179	0,164	0,207
2D DWT p=20	1432,100	17,409	19,582	0,162	0,184
2D DWT p=50	750,067	20,162	22,390	0,177	0,290
Real 2D DT DWT p=20	1128,300	18,420	20,617	0,175	0,215
Real 2D DT DWT p=50	594,337	21,149	23,401	0,178	0,431
Comp 2D DT DWT p=20	968,516	19,072	21,280	0,186	0,241
<b>Comp 2D DT DWT p=50</b>	<b>551,944</b>	<b>21,462</b>	<b>23,722</b>	0,181	<b>0,626</b>

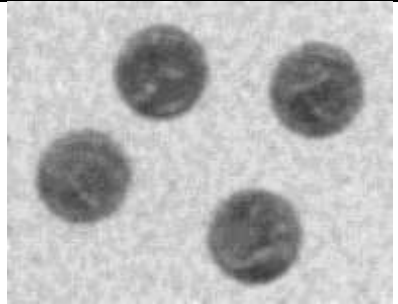
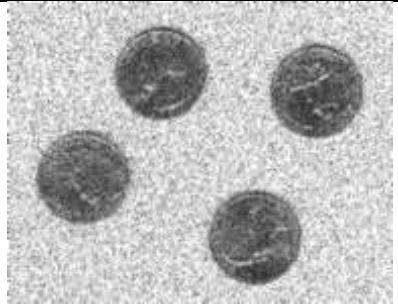
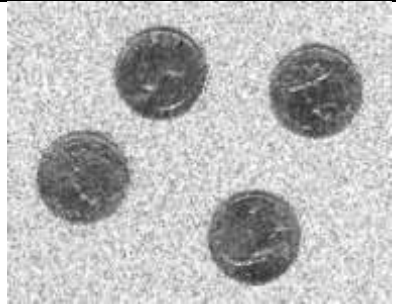
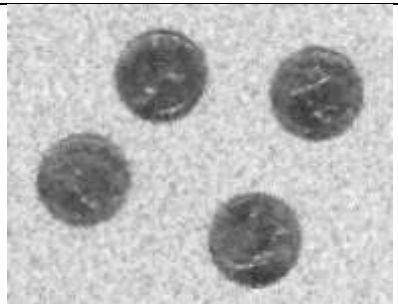
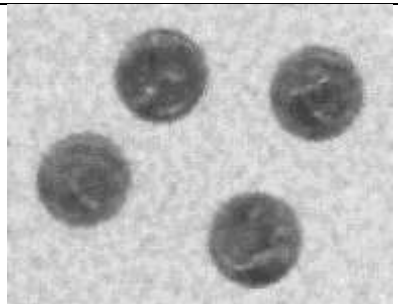
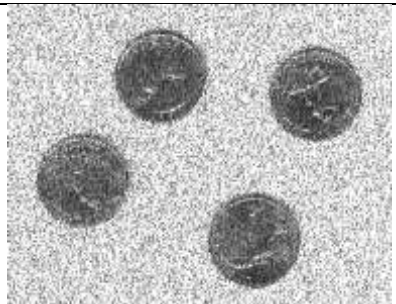
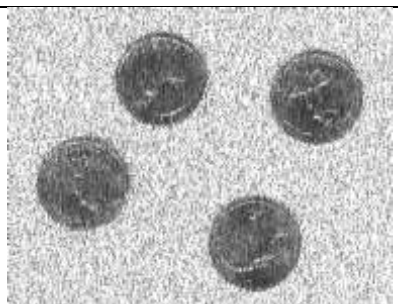
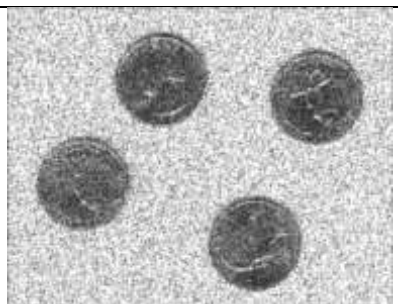
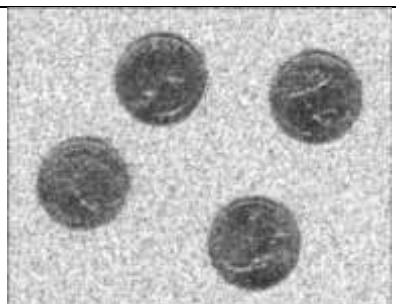
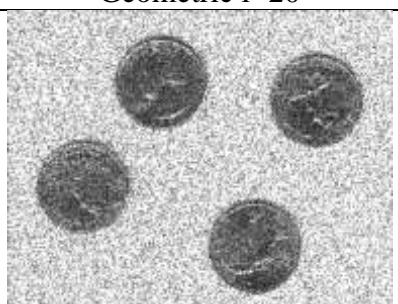
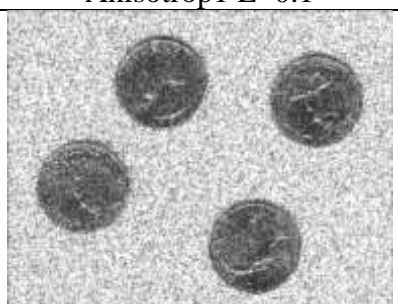
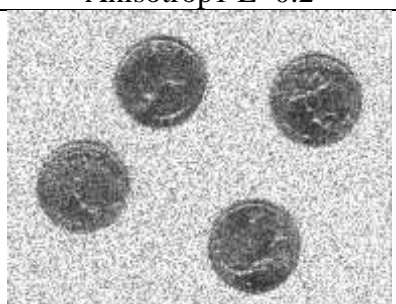
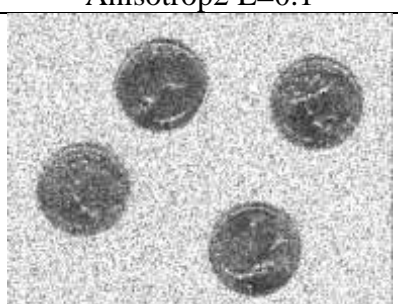
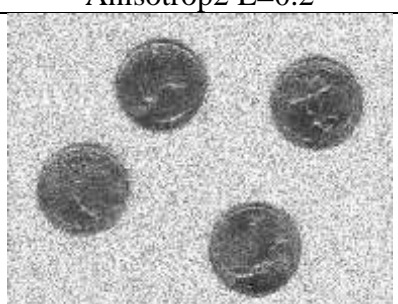
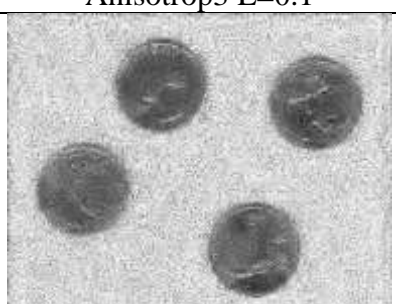
V případě Wienerova filtru klesá hodnota MSE s velikostí masky (z 664,1 u masky 3x3 až na 457,3 u masky 7x7), se kterou se zvyšuje i hodnota SSIM (z 0,316 u masky 3x3 až na 0,636 u masky 7x7). Wienerův filtr s maskami 5x5 a 7x7 dosahuje nejlepšího objektivního hodnocení z pokročilých filtrů ve většině parametrů. U geometrického filtru nedochází k dobré filtraci, i když se s počtem iterací snižuje hodnota MSE (pro 10 iterací je hodnota MSE=1675,1, pro 20 iterací se hodnota MSE snížila na 1151,7). U anisotropické filtrace se zlepšuje filtrace s hodnotou Lambda, nejlépe funguje anisotropická metoda P&M 1. Parametr Kappa nemá na filtraci výrazný vliv. V případě vlnkové filtrace nejlépe filtruje Comp 2D DT DWT s prahem p=50. Pro práh p=20 dochází k horší filtraci, protože je obrázek silně zašuměn. Filtr 2D DWT s prahem p=20 dosahuje nejhorších parametrů hned po geometrické filtraci s 10 iteracemi.



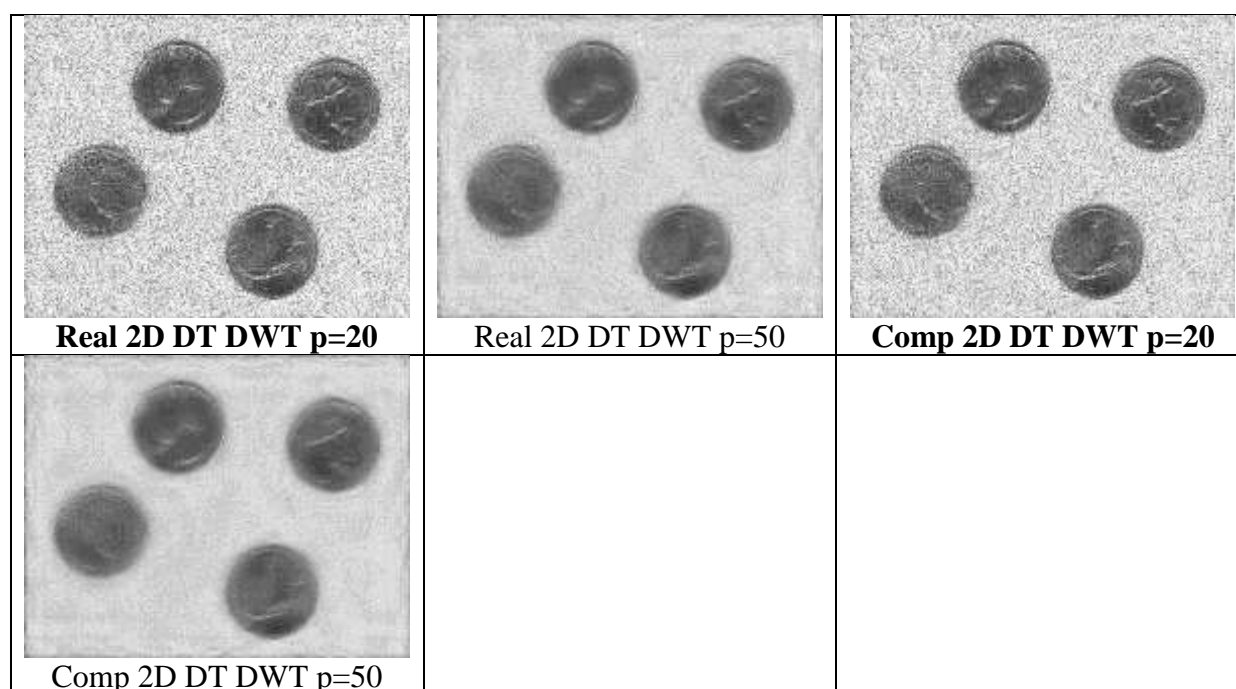
Tab. 6 Vyfiltrované obrázky po filtraci obrázku „eight.tif“ s variancí šumu 0,1, část A

		
Originál	Zašuměný s variancí 0,1	Lineární 3x3
		
Lineární 5x5	Lineární 7x7	Medián 3x3
		
Medián 5x5	Medián 7x7	Hybrid. medián
		
Mod. hybrid. medián	Kuan 3x3	Kuan 5x5
		
Kuan 7x7	Lee 3x3	Lee 5x5

Tab. 7 Vyfiltrované obrázky po filtraci obrázku „eight.tif“ s variancí šumu 0,1, část B

		
Lee 7x7	Frost K=1	Wiener 3x3
		
Wiener 5x5	Wiener 7x7	Geometric i=10
		
Geometric i=20	Anisotrop1 L=0.1	Anisotrop1 L=0.2
		
Anisotrop2 L=0.1	Anisotrop2 L=0.2	Anisotrop3 L=0.1
		
Anisotrop3 L=0.2	2D DWT p=20	2D DWT p=50

Tab. 8 Vyfiltrované obrázky po filtraci obrázku „eight.tif“ s variancí šumu 0,1, část C



Z hlediska subjektivního hodnocení vychází nejlépe tyto filtry: lineární filtr 3x3, Wienerův filtr 3x3, geometrický filtr s 10 iteracemi, Real 2D DT DWT s prahem p=20 a Comp 2D DT DWT s prahem p=20. Obrázky filtrované těmito filtry nemají sice nejlepší objektivní hodnocení, ale zachovávají si dostatečnou ostrost a kontrast.

### 8.1.2 Variance šumu=0,01

Tab. 9 Objektivní hodnocení základních filtračních metod pro obrázek „eight.tif“ (v=0,01)

	MSE [-]	SNR [dB]	PSNR [dB]	QUAL [-]	SSIM [-]
Zašuměný	374,196	23,521	25,410	0,267	0,339
<b>Lineární 3x3</b>	<b>100,387</b>	<b>29,213</b>	<b>31,124</b>	<b>0,272</b>	0,662
Lineární 5x5	115,982	28,581	30,497	0,240	0,771
Lineární 7x7	140,039	27,759	29,679	0,215	<b>0,793</b>
Medián 3x3	177,303	26,751	28,654	0,246	0,485
Medián 5x5	169,058	26,942	28,861	0,212	0,631
Medián 7x7	183,462	26,579	28,506	0,195	0,715
Hybrid. medián	171,209	26,908	28,806	0,255	0,473
Mod. hybrid. medián	235,165	25,692	27,427	<b>0,284</b>	0,444
<b>Kuan 3x3</b>	<b>100,923</b>	<b>29,190</b>	<b>31,101</b>	<b>0,272</b>	0,661
Kuan 5x5	117,138	28,538	30,454	0,238	0,770
Kuan 7x7	141,640	27,710	29,629	0,213	<b>0,791</b>
<b>Lee 3x3</b>	<b>100,923</b>	<b>29,190</b>	<b>31,101</b>	<b>0,272</b>	0,661
Lee 5x5	117,138	28,538	30,454	0,238	0,770
Lee 7x7	141,640	27,710	29,629	0,213	<b>0,791</b>
Frost K=1	161,197	27,160	29,068	0,244	0,487




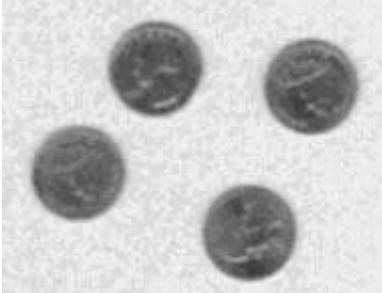
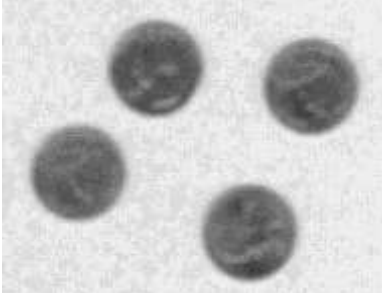

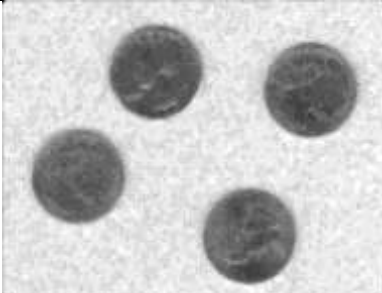
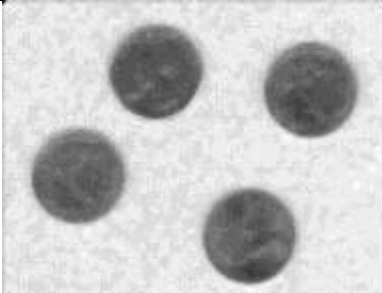
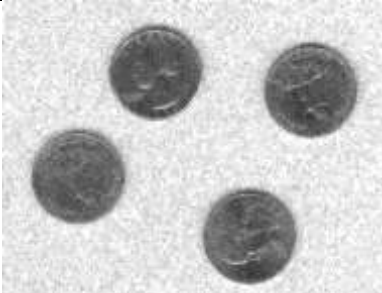
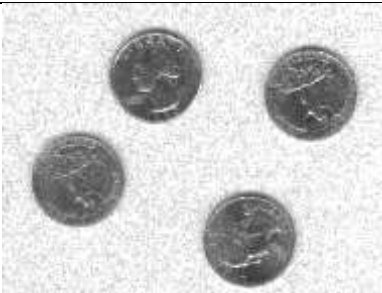
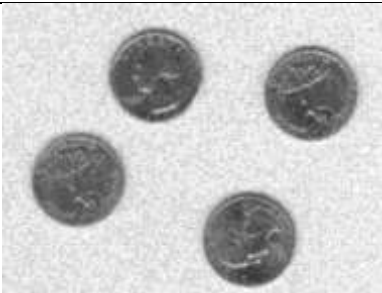
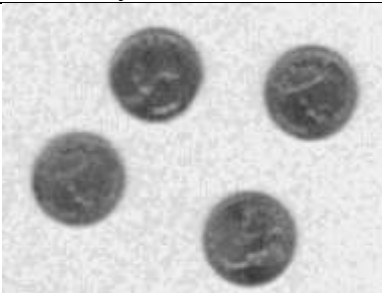
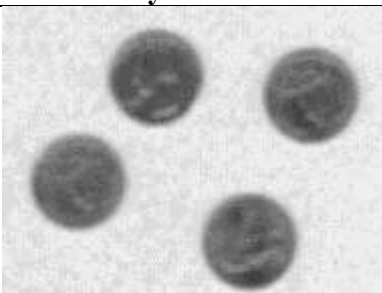
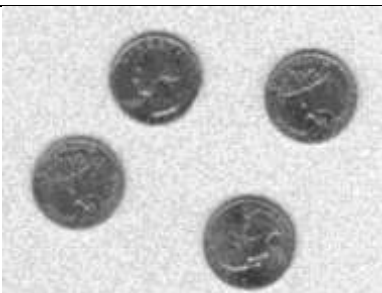
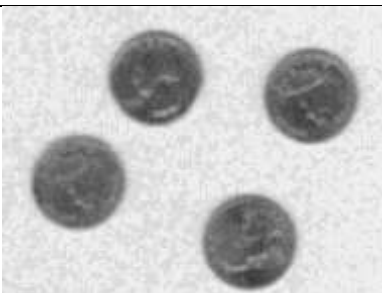
U obrázku s variancí šumu 0,01 se u lineárního filtru zvyšuje hodnota MSE s velikostí masky (z hodnoty 100,4 pro masku 3x3 až na 140,0 pro masku 7x7). Hodnota SNR a PSNR klesá s velikostí masky (u SNR se jedná o pokles z hodnoty 29,2 dB pro masku 3x3 na hodnotu 27,8 dB pro masku 7x7). U mediánového filtru se hodnoty MSE pohybují kolem hodnoty 175. U Kuanova a Leeova filtru se hodnoty parametru MSE zhoršují s velikostí masky (z hodnoty 100,9 pro masku 3x3 na hodnotu 141,6 pro masku 7x7). Hodnoty SSIM se s velikostí masky zvyšují (pro masku 3x3 je hodnota 0,661, pro masku 7x7 hodnota vzroste na 0,791). U Frostova filtru má normalizační konstanta K minimální vliv na filtraci.

**Tab. 10** Objektivní hodnocení pokročilých filtračních metod pro obrázek „eight.tif“ (v=0,01)

	MSE [-]	SNR [dB]	PSNR [dB]	QUAL [-]	SSIM [-]
Zašuměný	374,196	23,521	25,410	0,267	0,339
<b>Wiener 3x3</b>	<b>72,681</b>	<b>30,618</b>	<b>32,527</b>	<b>0,295</b>	0,682
<b>Wiener 5x5</b>	<b>69,388</b>	<b>30,815</b>	<b>32,728</b>	0,274	0,806
Wiener 7x7	87,430	29,808	31,725	0,249	<b>0,827</b>
Geometric i=10	142,306	27,725	29,609	0,286	0,494
Geometric i=20	110,558	28,849	30,705	0,267	0,616
Anisotrop1 L=0.1	133,511	27,964	29,886	<b>0,297</b>	0,560
Anisotrop1 L=0.2	171,710	26,857	28,793	0,286	0,696
Anisotrop2 L=0.1	184,117	26,581	28,490	0,291	0,443
Anisotrop2 L=0.2	133,639	27,960	29,882	<b>0,297</b>	0,560
Anisotrop3 L=0.1	294,108	24,562	26,456	0,279	0,374
Anisotrop3 L=0.2	259,978	25,095	26,992	0,282	0,405
2D DWT p=20	109,658	28,824	30,741	0,278	0,576
2D DWT p=50	141,561	27,701	29,632	0,247	<b>0,825</b>
Real 2D DT DWT p=20	84,291	29,958	31,883	0,279	0,715
Real 2D DT DWT p=50	163,334	27,066	29,010	0,225	0,818
<b>Comp 2D DT DWT p=20</b>	<b>77,980</b>	<b>30,293</b>	<b>32,221</b>	0,286	<b>0,820</b>
Comp 2D DT DWT p=50	187,216	26,470	28,418	0,215	0,812

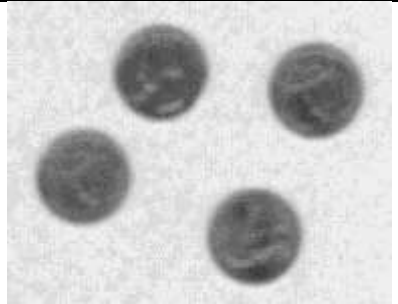
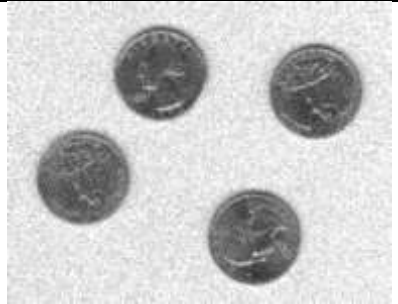

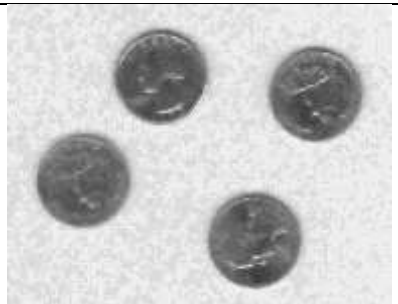
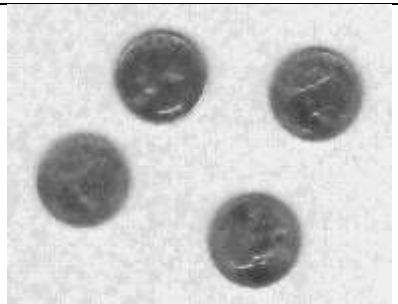
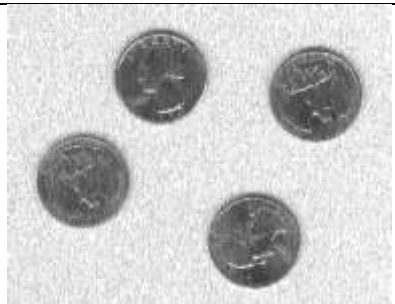
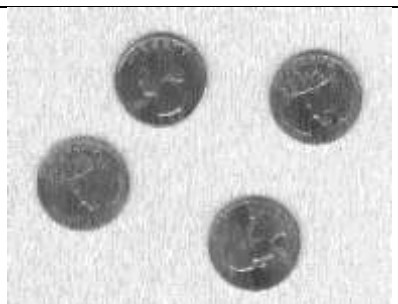
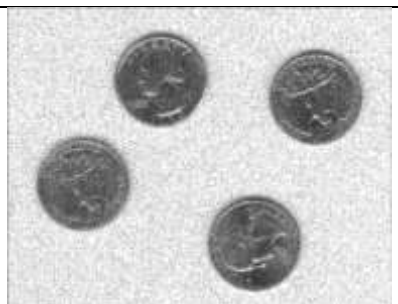

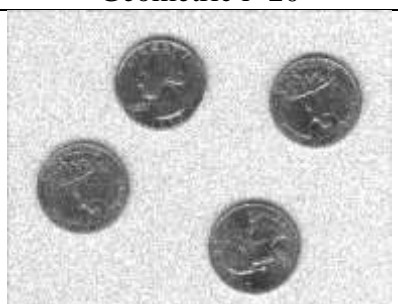

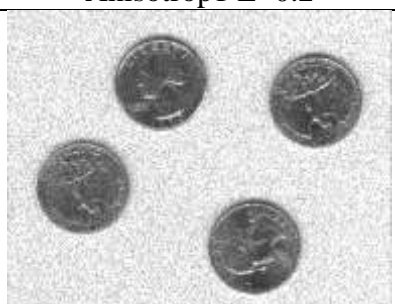
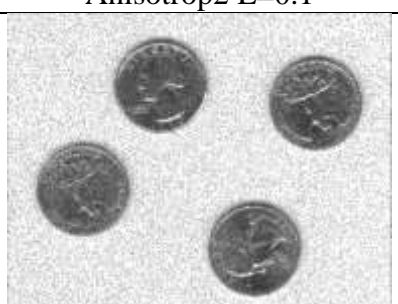


Wienerův filtr s maskami 3x3 a 5x5 dosahuje z těchto filtrů nejmenších hodnot parametru MSE (MSE=69,4 pro masku 5x5). Hodnota SSIM se u Wienerova filtru se zlepšuje s velikostí masky (pro masku 3x3 je hodnota SSIM=0,682, pro masku 7x7 se zvýší až na hodnotu 0,827). U geometrického filtru se s počtem iterací snižuje hodnota MSE (z hodnoty 142,3 pro 10 iterací na hodnotu 110,6 pro 20 iterací) a hodnota SSIM se zvyšuje (pro 10 iterací je hodnota SSIM=0,494, pro 20 iterací stoupne hodnota SSIM na hodnotu 0,616). Anisotropická filtrace v porovnání s ostatními filtry nefiltruje příliš dobře, i když má nejlepší hodnotu parametru QUAL=0,297. U vlnkové filtrace fungují lépe všechny 3 metody filtrace s prahem p=20 lépe než s prahem p=50. Z vlnkových filtrů nejlépe funguje Comp 2D DT DWT s prahem p=20 (MSE=78,0 a SSIM=0,820), který je v objektivním hodnocení třetí v pořadí.

Tab. 11 Vyfiltrované obrázky po filtraci obrázku „eight.tif“ s variancí šumu 0,01, část A

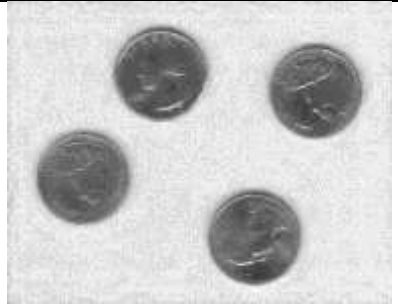
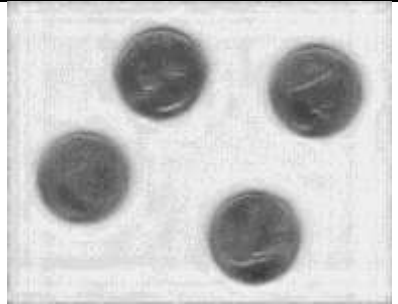
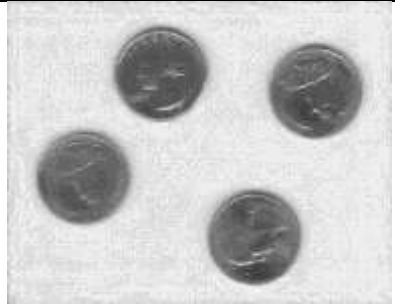
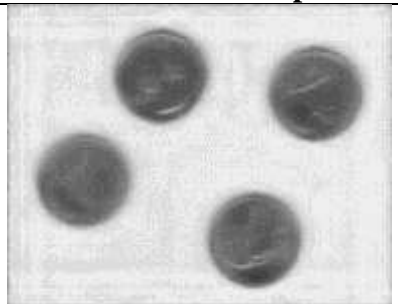
		
Originál	Zašuměný s variancí 0,01	Lineární 3x3
		
Lineární 5x5	Lineární 7x7	Medián 3x3
		
Medián 5x5	Medián 7x7	Hybrid. medián
		
Mod. hybrid. medián	Kuan 3x3	Kuan 5x5
		
Kuan 7x7	Lee 3x3	Lee 5x5



Tab. 12 Vyfiltrované obrázky po filtraci obrázku „eight.tif“ s variancí šumu 0,01, část B

		
Lee 7x7	Frost K=1	Wiener 3x3
		
Wiener 5x5	Wiener 7x7	Geometric i=10
		
Geometric i=20	Anisotrop1 L=0.1	Anisotrop1 L=0.2
		
Anisotrop2 L=0.1	Anisotrop2 L=0.2	Anisotrop3 L=0.1
		
Anisotrop3 L=0.2	2D DWT p=20	2D DWT p=50

**Tab. 13** Vyfiltrované obrázky po filtraci obrázku „eight.tif“ s variancí šumu 0,01, část C

		
<b>Real 2D DT DWT <math>p=20</math></b>	<b>Real 2D DT DWT <math>p=50</math></b>	<b>Comp 2D DT DWT <math>p=20</math></b>
		
<b>Comp 2D DT DWT <math>p=50</math></b>		

Při subjektivním hodnocení vycházejí nejlépe následující filtry: lineární filtr 3x3, modifikovaný hybridní mediánový filtr, Frostův filtr s normalizační konstantou  $K=1$ , Wienerův filtr s maskou 3x3, geometrický filtr s 10 iteracemi, Real 2D DT DWT s prahem  $p=20$  a Comp 2D DT DWT s prahem  $p=20$ . U lineárního a mediánového filtru se se zvětšující se maskou zhoršuje ostrost a kontrast obrazu. Hybridní mediánový a modifikovaný hybridní mediánový filtr dobře zachovávají hrany, na velkých plochách částečně filtruje šum spekle. U Kuanova a Leeova filtru se s velikostí masky obrázek rozostřuje. Wienerův filtr s maskou 3x3 dobře zachovává hrany a částečně filtruje spekle. Pro větší masky se obraz rozostří a sníží se kontrast. U anisotropické filtrace se s rostoucí hodnotou  $\Lambda$  nepatrně snižuje ostrost obrázku. U vlnkové filtrace se s rostoucím prahem se zhorší ostrost obrázku, avšak množství speklí se zmenší.

## 8.2 Srovnání jednotlivých metod na obrázku „lena.tif“

### 8.2.1 Variance šumu=0,1

Tab. 14 Objektivní hodnocení základních filtračních metod pro obrázek „lena.tif“ ( $v=0,1$ )

	MSE [-]	SNR [dB]	PSNR [dB]	QUAL [-]	SSIM [-]
Zašuměný	1633,200	13,504	18,663	0,204	0,203
Lineární 3x3	218,431	22,056	27,401	0,382	0,503
<b>Lineární 5x5</b>	<b>146,951</b>	<b>23,754</b>	<b>29,122</b>	<b>0,406</b>	0,640
Lineární 7x7	159,124	23,396	28,776	0,389	<b>0,683</b>
Medián 3x3	497,761	18,531	23,823	0,298	0,362
Medián 5x5	280,405	20,965	26,316	0,329	0,489
Medián 7x7	245,605	21,502	26,891	0,326	0,567
Hybrid. medián	525,938	18,295	23,584	0,288	0,342
Mod. hybrid. medián	997,712	16,039	20,804	0,270	0,289
Kuan 3x3	218,731	22,050	27,395	0,382	0,503
<b>Kuan 5x5</b>	<b>147,888</b>	<b>23,726</b>	<b>29,094</b>	<b>0,405</b>	0,638
Kuan 7x7	160,812	23,350	28,730	0,386	<b>0,681</b>
Lee 3x3	218,731	22,050	27,395	0,382	0,503
<b>Lee 5x5</b>	<b>147,888</b>	<b>23,726</b>	<b>29,094</b>	<b>0,405</b>	0,638
Lee 7x7	160,812	23,350	28,730	0,386	<b>0,681</b>
Frost K=1	449,542	18,952	24,266	0,303	0,355

Z hlediska objektivního hodnocení filtrují daný zašuměný obrázek nejlépe ze základních filtrů tyto filtry: lineární filtr s maskou 5x5, který má nejlepší hodnotu SNR=23,75 dB, dále Kuanův a Leeův filtr s maskou 5x5, jejichž hodnota SNR je menší jen o 0,03 dB. Nejhůře filtruje modifikovaný hybridní mediánový filtr, který se vyloženě nehodí na hodně zašuměné obrázky, hodnota SNR je pouze 16,04 dB. Jako druhý nejhorší filtr se jeví hybridní mediánový filtr s hodnotou SNR=18,30 dB. U lineárního filtru s maskami 3x3 a 7x7 dochází k horší filtraci než u stejného filtru s maskou 5x5. Lineární filtr s maskou 7x7 má ze základních filtrů nejlepší hodnotu parametru SSIM=0,683. U mediánového filtru se s velikostí masky zvyšuje hodnota SNR (z hodnoty 18,53 dB pro masku 3x3 na hodnotu 21,50 dB u masky 7x7). Frostův filtr patří mezi horší filtry.










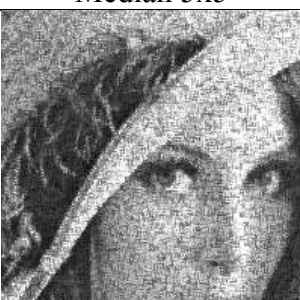







**Tab. 15** Objektivní hodnocení pokročilých filtračních metod pro obrázek „lena.tif“ ( $v=0,1$ )
















	MSE [-]	SNR [dB]	PSNR [dB]	QUAL [-]	SSIM [-]
Zašuměný	1633,200	13,504	18,663	0,204	0,203
Wiener 3x3	382,588	19,647	24,966	0,353	0,439
Wiener 5x5	254,089	21,400	26,744	<b>0,371</b>	0,530
Wiener 7x7	229,216	21,835	27,191	0,355	<b>0,558</b>
Geometric i=10	959,217	15,752	20,975	0,274	0,296
Geometric i=20	588,328	17,865	23,097	0,314	0,363
Anisotrop1 L=0.1	380,348	19,667	24,992	0,343	0,402
<b>Anisotrop1 L=0.2</b>	<b>208,879</b>	<b>22,237</b>	<b>27,595</b>	<b>0,400</b>	0,534
Anisotrop2 L=0.1	740,791	16,823	22,097	0,278	0,298
Anisotrop2 L=0.2	380,187	19,669	24,994	0,343	0,402
Anisotrop3 L=0.1	1493,400	14,006	19,052	0,273	0,294
Anisotrop3 L=0.2	71520,000	1,990	2,930	0,269	0,308
2D DWT p=20	785,525	16,567	21,842	0,275	0,313
2D DWT p=50	299,884	20,671	26,024	0,310	0,456
Real 2D DT DWT p=20	558,868	18,012	23,321	0,305	0,365
<b>Real 2D DT DWT p=50</b>	<b>185,261</b>	<b>22,740</b>	<b>28,116</b>	0,349	<b>0,580</b>
Comp 2D DT DWT p=20	443,051	19,004	24,329	0,323	0,404
<b>Comp 2D DT DWT p=50</b>	<b>153,702</b>	<b>23,542</b>	<b>28,927</b>	<b>0,378</b>	<b>0,686</b>

Z pokročilých metod filtrace nejlépe filtrují podle objektivních kritérií vlnkové filtry Comp 2D DT DWT s prahem  $p=50$  (parametr SSIM=0,686 je nejvyšší z daných filtrů a hodnota SNR=23,54 dB), který je následovaný filtrem Real 2D DT DWT s prahem  $p=50$  (parametr SSIM klesne na hodnotu 0,580 a SNR klesne na hodnotu 22,74 dB). Za třetí nejlepší filtr lze považovat Anisotropický filtr P&M 1 s hodnotou Lambda 0,2 (hodnota SNR nepatrně poklesne na 22,24 dB). U Wienerova filtru se s velikostí masky snižuje hodnota MSE a zvyšují hodnoty SNR, PSNR a SSIM. U geometrického filtru se s počtem iterací z hlediska objektivního hodnocení zlepšuje filtrační schopnost filtru. Jako nejhorší filtr se jeví 3. verze anisotropické filtrace, u níž je patrné, že je tento filtr pro daný obrázek zcela nevhodný. Hodnoty pixelů v daném filtrovaném obrázku přesahují rozsah 8 bitů, pro grafické zobrazení je 8 bitový rozsah hodnot dodržen. U druhé verze anisotropického filtru se zvyšuje hodnota SNR s hodnotou Lambda. U vlnkového filtru vyházejí lépe z hlediska objektivního hodnocení verze filtru s prahem  $p=50$ , protože je obraz silně zašuměn speklemi. Vlnkové filtry s prahy  $p=20$  mají hodnoty SNR menší o více než 4 dB v porovnání se stejnými filtry s prahem  $p=50$ .





Tab. 16 Vyfiltrované obrázky po filtraci obrázku „lena.tif“ s variancí šumu 0,1, část A

		
Originál (výřez)	Zašuměný s variancí 0,1	<b>Lineární 3x3</b>
		
Lineární 5x5	Lineární 7x7	Medián 3x3
		
Medián 5x5	Medián 7x7	Hybrid. medián
		
Mod. hybrid. medián	<b>Kuan 3x3</b>	Kuan 5x5
		
Kuan 7x7	<b>Lee 3x3</b>	Lee 5x5

Tab. 17 Vyfiltrované obrázky po filtraci obrázku „lena.tif“ s variancí šumu 0,1, část B

		
Lee 7x7	Frost K=1	Wiener 3x3
		
Wiener 5x5	Wiener 7x7	Geometric i=10
		
Geometric i=20	Anisotrop1 L=0.1	Anisotrop1 L=0.2
		
Anisotrop2 L=0.1	Anisotrop2 L=0.2	Anisotrop3 L=0.1
		
Anisotrop3 L=0.2	2D DWT p=20	2D DWT p=50

**Tab. 18** Vyfiltrované obrázky po filtraci obrázku „lena.tif“ s variancí šumu 0,1, část C

		
<b>Real 2D DT DWT p=20</b>	<b>Real 2D DT DWT p=50</b>	<b>Comp 2D DT DWT p=20</b>
		
<b>Comp 2D DT DWT p=50</b>		

Při subjektivním hodnocení vycházejí nejlépe při filtraci daného obrázku následující filtry: lineární filtr s maskou 3x3, Kuanův a Leeův filtr s maskou 3x3, Wienerův filtr s maskou 3x3 a vlnkové filtry Real 2D DT DWT a Comp 2D DT DWT s prahem  $p=20$ . U lineárního filtru se s rostoucí velikostí masky obrázek rozostřuje, protože do výpočtu vstupuje větší počet okolních bodů a dochází k většímu průměrování hodnot. S velikostí masky u mediánového filtru se vyhlazují hrany na obrázku a tedy i ostrost obrázku klesá. Hybridní mediánový filtr společně s modifikovaným hybridním filtrem zachovávají ostré hrany. U Kuanova a Leeova filtru se s velikostí masky snižuje šum v obraze, daní za to je snížení ostroty obrázku. Wienerův filtr s maskou 3x3 docela dobře zachovává hrany v obraze a částečně filtruje šum, se zvětšující se maskou narůstá vliv šumu na výpočet parametrů filtru. Geometrický filtr zachovává ostrost obrazu, ale není schopen odfiltrovat větší množství šumu. U anisotropické filtrace dochází s nárůstem parametru Lambda k malému rozostření obrázku, hrany jsou dobře zachované. U vlnkové filtrace se s rostoucím prahem snižuje množství šumu v obraze, ale klesá i jeho ostrost. Při nastavení prahu na hodnotu  $p=20$  jsou hrany ještě dobře zachované, ale v obrázku se nachází ještě hodně šumu.

## 8.2.2 Variance šumu=0,01

Tab. 19 Objektivní hodnocení základních filtračních metod pro obrázek „lena.tif“ ( $v=0,01$ )

	MSE [-]	SNR [dB]	PSNR [dB]	QUAL [-]	SSIM [-]
Zašuměný	176,733	23,031	28,321	0,471	0,542
<b>Lineární 3x3</b>	<b>46,738</b>	<b>28,777</b>	<b>34,097</b>	<b>0,591</b>	<b>0,807</b>
Lineární 5x5	76,997	26,597	31,929	0,555	<b>0,806</b>
Lineární 7x7	116,907	24,774	30,115	0,494	0,769
Medián 3x3	69,212	27,065	32,392	0,522	0,715
Medián 5x5	74,416	26,730	32,077	0,514	0,771
Medián 7x7	100,738	25,400	30,762	0,479	0,767
Hybrid. medián	71,716	26,911	32,238	0,532	0,709
Mod. hybrid. medián	123,538	24,736	29,876	0,523	0,645
<b>Kuan 3x3</b>	<b>46,934</b>	<b>28,759</b>	<b>34,079</b>	<b>0,590</b>	<b>0,806</b>
Kuan 5x5	77,837	26,550	31,882	0,554	0,805
Kuan 7x7	118,568	24,713	30,054	0,492	0,767
<b>Lee 3x3</b>	<b>46,934</b>	<b>28,759</b>	<b>34,079</b>	<b>0,590</b>	<b>0,806</b>
Lee 5x5	77,837	26,550	31,882	0,554	0,805
Lee 7x7	118,568	24,713	30,054	0,492	0,767
Frost K=1	69,535	27,057	32,372	0,516	0,699










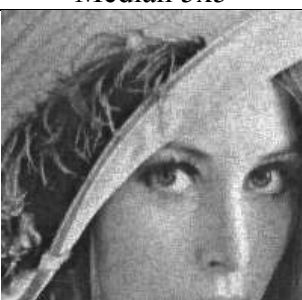





U daného obrázku s variancí šumu 0,01 fungují ze základních filtrů nejlépe lineární filtr, Kuanův a Leeův filtr, všechny tři s maskou velikosti 3x3. Nejhorší objektivní hodnocení má modifikovaný hybridní mediánový filtr s nejvyšší hodnotou MSE=123,54. Lineární filtr s maskou 3x3 má nejlepší hodnoty u všech pěti hodnocených parametrů (největší hodnoty SSIM=0,807 a hodnota PSNR=34,10 dB. U lineárního filtru se zhoršuje objektivní hodnocení filtrace s velikostí masky (hodnota PSNR klesne z hodnoty 34,10 dB pro masku 3x3 až na hodnotu 30,12 dB v případě masky 7x7). V případě mediánového filtru se zvyšuje hodnota MSE s velikostí masky (pro mediánový filtr s maskou 3x3 činí hodnota MSE=69,21, pro masku 7x7 se zvýší až na hodnotu 100,74). U Kuanova a Leeova filtru se s velikostí masky snižuje hodnota SNR z hodnoty 28,76 dB (maska 3x3) až na hodnotu 24,71 dB (maska 7x7). Frostův filtr patří mezi lépe hodnocené filtry, hodnota SNR=27,06 dB.

**Tab. 20** Objektivní hodnocení pokročilých filtračních metod pro obrázek „lena.tif“ ( $v=0,01$ )

	MSE [-]	SNR [dB]	PSNR [dB]	QUAL [-]	SSIM [-]
Zašuměný	176,733	23,031	28,321	0,471	0,542
<b>Wiener 3x3</b>	<b>45,309</b>	<b>28,919</b>	<b>34,232</b>	0,590	0,795
<b>Wiener 5x5</b>	<b>43,730</b>	<b>29,066</b>	<b>34,386</b>	0,583	<b>0,833</b>
Wiener 7x7	54,908	28,072	33,397	0,546	0,819
Geometric $i=10$	59,919	27,746	33,018	0,569	0,746
Geometric $i=20$	61,431	27,678	32,910	0,550	0,781
Anisotrop1 $L=0.1$	53,078	28,225	33,545	<b>0,598</b>	0,766
Anisotrop1 $L=0.2$	57,222	27,887	33,218	<b>0,616</b>	0,827
Anisotrop2 $L=0.1$	83,281	26,280	31,588	0,548	0,669
Anisotrop2 $L=0.2$	53,086	28,225	33,544	<b>0,598</b>	0,766
Anisotrop3 $L=0.1$	128,589	24,410	29,702	0,509	0,602
Anisotrop3 $L=0.2$	107,846	25,175	30,466	0,533	0,650
2D DWT $p=20$	55,201	28,051	33,374	0,549	0,790
2D DWT $p=50$	99,261	25,492	30,826	0,454	0,782
<b>Real 2D DT DWT <math>p=20</math></b>	<b>50,661</b>	<b>28,418</b>	<b>33,747</b>	0,564	<b>0,833</b>
Real 2D DT DWT $p=50$	99,261	25,492	30,826	0,454	0,782
Comp 2D DT DWT $p=20$	52,667	28,247	33,578	0,562	<b>0,843</b>
Comp 2D DT DWT $p=50$	123,320	24,541	29,883	0,423	0,764
















Pro daný obrázek s variancí šumu 0,01 fungují vzhledem k objektivnímu hodnocení tyto pokročilé filtry: Wienerův filtr s maskami 5x5 a 3x3 následovaný filtrem Real 2D DT DWT s prahem  $p=20$ . Wienerův filtr s maskou 5x5 má nejmenší hodnotu MSE ( $MSE=43,73$ ), nejlepší hodnotu SNR ( $SNR=29,07$  dB) a PSNR ( $PSNR=34,39$  dB), dále druhou nejlepší hodnotu parametru SSIM ( $SSIM=0,833$ ). Geometrický filtr patří mezi lepší pokročilé filtry, s počtem iterací se parametry mění pouze o malé hodnoty. Nejlepší hodnoty parametru QUAL připadají anisotropickým filtrům. U 1. verze anisotropického filtru se s parametrem Lambda zhorší parametry MSE, SNR a PSNR. Naopak u parametru QUAL a SSIM se hodnoty zlepší (parametr QUAL se zvýší z hodnoty 0,598 pro filtr s  $L=0,1$  na hodnotu 0,616 pro filtr s  $L=0,2$ ). U zbývajících verzí anisotropického filtru dochází se zvýšením parametru Lambda ke zlepšení všech objektivních parametrů. Z vlnkových filtrů filtrují daný obrázek lépe z hlediska objektivních parametrů filtry s prahy  $p=20$ . Například pro Real 2D DT DWT se se zvýšením prahu z hodnoty  $p=20$  na hodnotu  $p=50$  zvýší parametr MSE o téměř 100%, hodnota SNR se sníží z 28,42 dB na 25,49 dB, zbývajících parametry se také zhorší. V daném případě se rovnají všechny hodnoty parametrů u filtrů 2D DWT s prahem  $p=50$  a Real 2D DT DWT s prahem  $p=50$ . Z pokročilých filtračních metod nejhůře filtruje 3. verze anisotropického filtru s  $L=0,1$  následovaná filtrem Comp 2D DT DWT s prahem  $p=50$ .

Tab. 21 Vyfiltrované obrázky po filtraci obrázku „lena.tif“ s variancí šumu 0,01, část A

		
Originál (výřez)	Zašuměný s variancí 0,01	<b>Lineární 3x3</b>
		
Lineární 5x5	Lineární 7x7	Medián 3x3
		
Medián 5x5	Medián 7x7	<b>Hybrid. medián</b>
		
<b>Mod. hybrid. medián</b>	Kuan 3x3	Kuan 5x5
		
Kuan 7x7	Lee 3x3	Lee 5x5


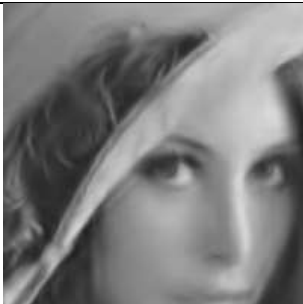

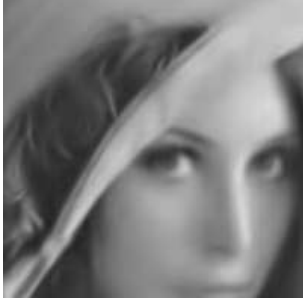


Tab. 22 Vyfiltrované obrázky po filtraci obrázku „lena.tif“ s variancí šumu 0,01, část B

		
Lee 7x7	Frost K=1	Wiener 3x3
		
Wiener 5x5	Wiener 7x7	Geometric i=10
		
Geometric i=20	Anisotrop1 L=0.1	Anisotrop1 L=0.2
		
Anisotrop2 L=0.1	Anisotrop2 L=0.2	Anisotrop3 L=0.1
		
Anisotrop3 L=0.2	2D DWT p=20	2D DWT p=50



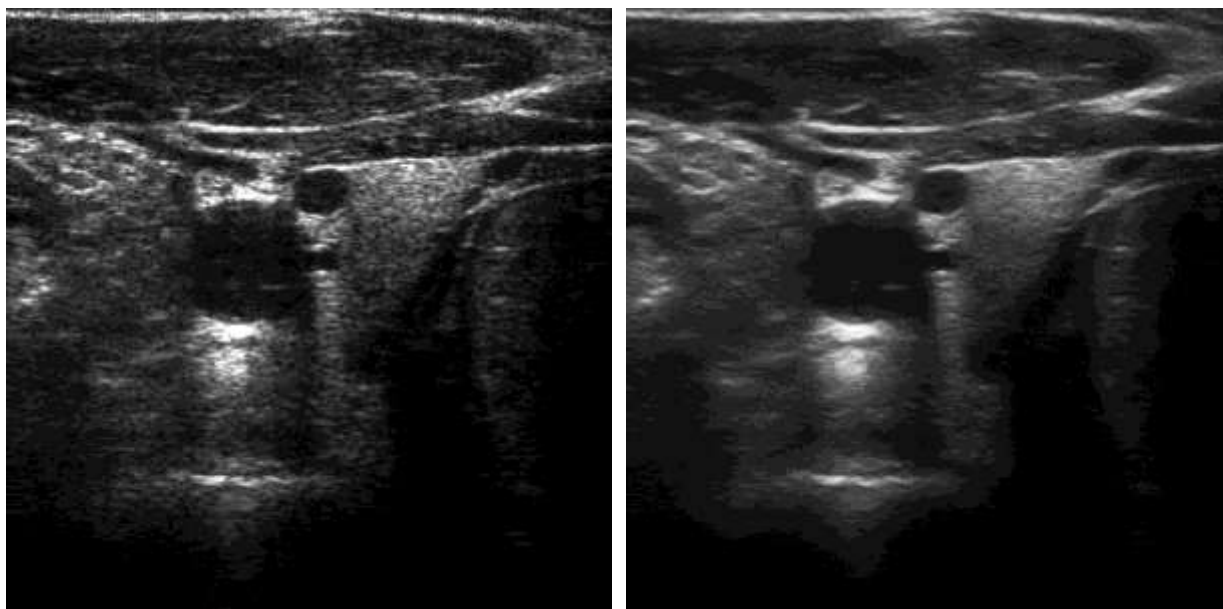
**Tab. 23** Vyfiltrované obrázky po filtraci obrázku „lena.tif“ s variancí šumu 0,01, část C

		
<b>Real 2D DT DWT p=20</b>	<b>Real 2D DT DWT p=50</b>	<b>Comp 2D DT DWT p=20</b>
		
<b>Comp 2D DT DWT p=50</b>		

Z hlediska subjektivního hodnocení nejlépe filtrují následující filtry: lineární filtr s maskou 3x3, normální i modifikovaný hybridní mediánový filtr, Frostův filtr s normalizační konstantou  $K=1$ , Wienerův filtr s maskou 3x3 a všechny 3 verze vlnkových filtrů s prahy  $p=20$ . U lineárního filtru se obrázek s rostoucí velikostí masky rozostřuje, detaily i šum jsou potlačeny. Stejné hodnocení platí i pro mediánový filtr. U hybridního mediánového filtru jsou zachovány hrany a část speklí je potlačena. U Kuanova a Leeova filtru se opět s velikostí masky obrázek rozostřuje, tudíž dochází ke ztrátě detailů v obraze. U Wienerova filtru s maskou 3x3 jsou dobře zachované hrany a část speklí je potlačena, s rostoucí maskou se hrany nerozostřují jako u ostatních filtrů pracujících se statistikou pixelů zahrnutých v dané masce. U geometrického filtru se s počtem iterací dobře zachovávají hrany, ale na plochách dochází k rozostření obrázku. U anisotropické filtrace nedochází změnou Lambdy či verze filtru k viditelným subjektivním změnám, spekle jsou částečně rozprostřeny do okolních pixelů. U všech verzí vlnkového filtru s prahem  $p=20$  si obrázky zachovávají dostatečné detaily a spekle jsou dostatečně potlačeny. U stejných filtrů s prahem  $p=50$  dochází k velkému rozostření obrázků.

### 8.3 Srovnání jednotlivých metod na obrázku „neck.tif“

Sejmutý obrázek krku z ultrazvukového přístroje (viz Obr. 44) je silně zašuměný a obsahuje artefakty popsané ve 3. kapitole. Zašuměný obrázek je filtrován nespecifikovaným algoritmem, který tvoří know-how společnosti ArdentView. Objektivní hodnocení je pouze přibližné, protože není k dispozici obrázek bez šumu. Pro subjektivní hodnocení nemá autor potřebné znalosti v oblasti medicíny a proto nebude hodnocení provedeno.



Obr. 44 Sejmutý zašuměný a vyfiltrovaný obrázek „neck.tif“

Tab. 24 Objektivní hodnocení základních filtračních metod pro obrázek „neck.tif“

	MSE [-]	SNR [dB]	PSNR [dB]	QUAL [-]	SSIM [-]
Zašuměný	71,713	19,723	32,378	0,709	0,880
<b>Lineární 3x3</b>	<b>39,593</b>	<b>22,224</b>	<b>34,958</b>	<b>0,762</b>	<b>0,927</b>
Lineární 5x5	43,686	21,728	34,531	0,663	0,891
Lineární 7x7	64,552	19,976	32,835	0,531	0,841
Medián 3x3	49,098	21,287	34,024	0,746	0,916
Medián 5x5	46,240	21,428	34,284	0,668	0,897
Medián 7x7	64,109	19,901	32,865	0,538	0,853
Hybrid. medián	41,733	21,984	34,730	<b>0,781</b>	<b>0,933</b>
Mod. hybrid. medián	59,904	20,586	33,160	0,745	0,909
<b>Kuan 3x3</b>	<b>39,610</b>	<b>22,222</b>	<b>34,956</b>	<b>0,762</b>	0,926
Kuan 5x5	43,892	21,707	34,511	0,661	0,891
Kuan 7x7	65,140	19,937	32,796	0,527	0,840
<b>Lee 3x3</b>	<b>39,610</b>	<b>22,222</b>	<b>34,956</b>	<b>0,762</b>	0,926
Lee 5x5	43,892	21,707	34,511	0,661	0,891
Lee 7x7	65,140	19,937	32,796	0,527	0,840
Frost K=1	41,648	22,018	34,738	<b>0,765</b>	<b>0,928</b>

Ze základních filtrů mají nejlepší objektivní hodnocení lineární filtr s maskou 3x3 následovaný Kuanovým a Leeovým filtrem s maskou 3x3. U lineárního filtru se zhoršuje hodnota všech parametrů s rostoucí velikostí masky (hodnota SNR klesne z hodnoty 22,22 dB pro masku 3x3 na hodnotu 19,98 dB pro masku 7x7). Z mediánových filtrů má nejlepší parametry filtr s maskou 5x5 a 3x3. U lineárního a mediánového filtru s maskami 7x7 jsou jejich parametry blízké hodnotám zašuměného obrazu. Hybridní mediánový filtr má ze základních filtrů nejlepší hodnotu parametrů QUAL (QUAL=0,781) a SSIM (SSIM=0,933). U Kuanova a Leeova filtru se zhoršují všechny parametry s velikostí masky (např. hodnota PSNR klesne z hodnoty 34,96 dB pro masku 3x3 o více jak 2 dB pro masku 7x7). Frostův filtr s konstantou  $K=1$  patří společně s hybridním mediánovým filtrem k filtrům s nejlepšími hodnotami parametrů QUAL a SSIM.

**Tab. 25** Objektivní hodnocení pokročilých filtračních metod pro obrázek „neck.tif“

	MSE [-]	SNR [dB]	PSNR [dB]	QUAL [-]	SSIM [-]
Zašuměný	71,713	19,723	32,378	0,709	0,880
Wiener 3x3	49,217	21,325	34,013	0,762	0,927
Wiener 5x5	41,068	22,089	34,799	0,685	0,916
Wiener 7x7	37,167	22,501	35,233	0,582	0,895
Geometric i=10	44,378	21,799	34,463	0,628	0,910
Geometric i=20	47,986	21,479	34,123	0,534	0,880
Anisotrop1 L=0.1	45,057	21,686	34,397	<b>0,776</b>	0,927
Anisotrop1 L=0.2	38,243	22,360	35,109	<b>0,784</b>	<b>0,938</b>
Anisotrop2 L=0.1	54,777	20,862	33,548	0,751	0,909
Anisotrop2 L=0.2	45,056	21,686	34,397	<b>0,776</b>	0,927
Anisotrop3 L=0.1	61,124	20,416	33,072	0,725	0,905
Anisotrop3 L=0.2	61,800	20,376	33,024	0,662	0,883
<b>2D DWT p=20</b>	<b>34,913</b>	<b>22,755</b>	<b>35,504</b>	0,635	0,928
2D DWT p=50	41,611	21,929	34,742	0,493	0,878
<b>Real 2D DT DWT p=20</b>	<b>26,469</b>	<b>23,928</b>	<b>36,707</b>	0,629	<b>0,938</b>
Real 2D DT DWT p=50	41,221	21,929	34,783	0,475	0,875
<b>Comp 2D DT DWT p=20</b>	<b>24,609</b>	<b>24,233</b>	<b>37,023</b>	0,610	<b>0,934</b>
Comp 2D DT DWT p=50	44,780	21,556	34,423	0,452	0,864

Z pokročilých filtračních metod v objektivním hodnocení nejlépe filtrují vlnkové filtry s prahy  $p=20$ . Filtr Comp 2D DT DWT s prahem  $p=20$  dosahuje z uvedených filtrů nejvyšší hodnotu PSNR (PSNR=37,02 dB), což je nárůst oproti zašuměnému obrázku o 4,64 dB. V případě Wienerova filtru se zlepšují hodnoty MSE, SNR a PSNR s rostoucí velikostí masky (u SNR činí zlepšení 1,18 dB mezi filtrem s maskou 3x3 a 7x7), naopak hodnoty parametrů QUAL a SSIM se zhoršují. V případě geometrického filtru se s rostoucím počtem iterací zhoršuje parametr MSE, SNR i PSNR. Z anisotropických filtrů nejlépe filtruje jeho 1. verze s parametrem  $L=0,2$ . Tento filtr má i nejlepší hodnoty parametrů QUAL a SSIM (QUAL=0,784 a SSIM=0,938).

# ZÁVĚR

V první části diplomové práce jsou popsány fyzikální principy ultrazvuku a způsob zpracování signálu. Ultrazvukové zobrazovací systémy patří mezi nejpoužívanější přístroje v lékařství. Jejich výhodou je neinvazivnost, nízká cenová náročnost a možnost vyšetřovat téměř kdekoli. Pro zobrazení průtoku krve lze kromě Dopplerova principu využít i perfuzní zobrazení popsané ve 2. kapitole. Další kapitola je věnována nejběžnějším artefaktům vyskytujícím se u ultrazvukového zobrazení. V další části diplomové práce byl popsán model šumu typu spekle a jeho statistika.

Další kapitola pojednává o základních a pokročilých metodách filtrace speklí. Mezi základní metody filtrace speklí, které jsou zde popsány, patří: lineární filtr, mediánový filtr, hybridní mediánový filtr v normální i modifikované verzi, Kuanův a Leeův filtr a Frostův filtr. Mezi pokročilé metody filtrace patří: Wienerův filtr, geometrická filtrace, anisotropická difuze a filtrace pomocí vlnkové transformace. V následující kapitole je popsáno objektivní a subjektivní hodnocení kvality filtrace. Pro objektivní popis byla zvolena kritéria, která vypočtena s použitím originálního zašuměného a filtrovaného obrazu. Jedná se o průměrnou kvadratickou chybu (MSE), poměr signálu k šumu (SNR), maximální poměr signálu k šumu (PSNR), index kvality (QUAL) a strukturální index podobnosti (SSIM).

Další část práce je věnována implementaci jednotlivých filtračních metod a rozhraní GUI v programu Matlab. Zmíněný program je přiložen na disku CD. Testování zmíněných metod proběhlo na dvou testovacích obrázcích s různou variancí šumu a na jednom reálném ultrazvukovém snímku. Vyfiltrované obrázky byly dále podrobeny objektivnímu a subjektivnímu hodnocení. Pro umělé zašumění byly použity variance šumu  $v=0,1$  a  $v=0,01$ . Tabulky s objektivním hodnocením jsou rozděleny na základní a pokročilé metody.

Z hlediska objektivního hodnocení u testovaného obrázku "eight.tif" s variancí šumu  $v=0,1$  funguje nejlépe Wienerův filtr s maskou  $7 \times 7$  následovaný lineárním filtrem s maskou  $7 \times 7$ . U variance šumu  $v=0,01$  nejlépe filtruje Wienerův filtr s maskami  $5 \times 5$  a  $3 \times 3$ .

U druhého testovacího obrázku "lena.tif" fungují z hlediska objektivního hodnocení nejlépe při varianci šumu  $v=0,1$  lineární filtr s maskou  $5 \times 5$  následovaný Leeovým a Kuanovým filtrem s maskou  $5 \times 5$ . Pro varianci šumu  $v=0,01$  fungují nejlépe Wienerův filtr s maskami  $5 \times 5$  a  $3 \times 3$ .

Všechny filtrované obrázky jsou uvedeny v tabulkách výsledků. Při subjektivním hodnocení se nejčastěji objevovali lineární filtr s maskou  $3 \times 3$ , Wienerův filtr s maskou  $3 \times 3$  a vlnkové filtry s prahy  $p=20$ . Hodnoty a dílčí výsledky jsou uvedeny v 8. kapitole. U reálného ultrazvukového obrázku z objektivního hlediska nejlépe fungují vlnkové filtry s prahy  $p=20$ . Kvalita filtrace jednotlivých metod je signálově závislá.

# LITERATURA

1. WOO, J. *Obstetric ultrasound: A short History of the development of Ultrasound in Obstetrics and Gynecology* [online]. [cit. 2013-10-3]. Dostupné z: <http://www.ob-ultrasound.net/history1.html>
2. MORNSTEIN, V. a J. POSPÍŠILOVÁ. *Povídání o ultrazvuku: Ultrazvuk a jeho historie ve světě a u nás* [online]. [cit. 2013-10-4]. Dostupné z: <http://www.med.muni.cz/~vmornst/ultrazv.htm>
3. ROSINA, J., H. KOLÁŘOVÁ a J. STANEK. *Biofyzika pro studenty zdravotnických oborů*. Praha: Grada, 2006. ISBN 978-80-247-1383-0.
4. ROZMAN, J. A. K. *Elektronické přístroje v lékařství*. Praha: Academia, 2006. ISBN 80-200-1308-3.
5. STEFL, B. *Stránky s ultrazvukovou tematikou, návody, odborné články:* [www.ultrazvuk.cz](http://www.ultrazvuk.cz) [online]. [cit. 2013-10-7]. Dostupné z: <http://zdravotnictvi.ultrazvuk.cz/index.php?mnu=2,0>
6. AZHARI, H. *Basics of biomedical ultrasound for engineers*. New Jersey: A JOHN WILEY & SONS, INC., PUBLICATION, 2010. 978-0-470-46547-9.
7. SZABO, T.L. *Diagnostic Ultrasound Imaging - Inside Out*. London: Elsevier Academic Press, 2004. ISBN 0-12-680145-2.
8. ADÁMEK, D., F. CIHLÁŘ a L. HOŘEJŠÍ. Pokroky ultrasonografie v diagnostice nádorů ledvin. *Urologie v praxi*. 2010, s. 257-261
9. CARDIOLOGY, E. S. O. *Myocardial bridge in hypertrophic cardiomyopathy: imaging with color Doppler echocardiography: EHJ Cardiovascular Imaging* [online]. © 2013 [cit. 2013-10-25]. Dostupné z: <http://ehjcmaging.oxfordjournals.org/content/9/1/72/F1.full>
10. Aplikace Dopplerova jevu v ultrazvukové diagnostice. In: [online]. [cit. 2013-10-10]. Dostupné z: [http://zdravotnictvi.ultrazvuk.cz/prilohy/2/aplikace\\_dopplerova\\_jevu.pdf](http://zdravotnictvi.ultrazvuk.cz/prilohy/2/aplikace_dopplerova_jevu.pdf)
11. *Ultrasound images: Ultrasound and Color Doppler imaging of vascular diseases* [online]. © 2013 [cit. 2013-10-30]. Dostupné z: <http://www.ultrasound-images.com/vascular.htm>
12. FERDA, J., et al. Diagnostické zobrazení mikrosvětla a makrosvětla nádorů. *Ces Radiol*. 2010, s. 7-23

13. MOIR, S. a T. H. HARWICK. *Cardiovascular Ultrasound: Combination of contrast with stress echocardiography: A practical guide to methods and interpretation* [online]. 26. 8. 2004 [cit. 2013-11-15]. Dostupné z: <http://www.cardiovascularultrasound.com/content/2/1/15>
14. *Zdravotnické noviny: Ultrazvuk – nové trendy* [online]. 21. 10. 2004 [cit. 2013-11-9]. Dostupné z: <http://zdravi.e15.cz/clanek/priloha-lekarske-listy/ultrazvuk-nove-trendy-163533>
15. *UltraSound - Technology Information Portal: Pulse Inversion Imaging* [online]. [cit. 2013-11-1]. Dostupné z: <http://www.us-tip.com/serv1.php?type=db1&db=Pulse%20Inversion%20Imaging>
16. *UltraSound - Technology Information Portal: Ultrasound Artifacts* [online]. [cit. 2013-11-7]. Dostupné z: <http://www.us-tip.com/serv1.php?type=art>
17. FELDMAN, M. K., S. KATYAL a M. S. BLACKWOOD. US Artifacts. *RadioGraphics*. 2009, s. 1179-1189
18. ANDERSON, M. E. a G. E. TRAHEY. A seminar on k-space applied to medical ultrasound. In: [online]. 15. 2. 2006 [cit. 2013-11-3]. Dostupné z: <http://dukemil.bme.duke.edu/Ultrasound/k-space/bme265.pdf>
19. LOIZOU, C. P. a C. S. PATTICHIS. *Despeckle Filtering Algorithms and Software for Ultrasound*. Andreas: Morgan&Claypool Publishers, 2008
20. VANITHAMANI, R., G. UMAMAHESWARI a M. EZHILARASI. Modified Hybrid Median Filter for Effective Speckle Reduction in Ultrasound Images. *RECENT ADVANCES in NETWORKING, VLSI and SIGNAL PROCESSING.*, s. 166-171. ISBN 978-960-474-162-5.
21. PATIL, L. V., K. K. RANE a A. P. SALVI. *Scribd: Evaluation of Statistical Digital Image Filters* [online]. © 2010 [cit. 2013-11-20]. Dostupné z: <http://www.scribd.com/doc/65306271/27/Kuan-%EF%AC%81ter>
22. LOIZOU, C. P., et al. Comparative Evaluation of Despeckle Filtering In Ultrasound Imaging of Carotid Artery. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*. IEEE, 2005, č. 10, s. 1653-1669
23. SPIRA, A., N. SOCHEN a R. KIMMEL. *Geometric Filters, Diffusion Flows, and Kernels in Image Processing*. Israel: 2007. Technion, Department of Computer Science.
24. WEICKERT, J. *Anisotropic Diffusion in Image Processing*. B.G. Teubner Stuttgart, 2008

25. GUIDOTTI, P. *Anisotropic Diffusions of Image Processing From Perona-Malik*. Irvine: 2007. University of California, Department of Mathematics.
26. GUIDOTTI, P. *Some Anisotropic Diffusions*. 2009. University of California, Department of Mathematics.
27. BANAZIER, A. A., et al. Hybrid Total Variation and Wavelet Tresholding Speckle Reduction for Medical Ultrasound Imaging. *Journal of Medical Imaging and Health Informatics*. American Scientific Publishers, 2012, č. 2, s. 1-11
28. VANNIMENUS, C.H. *Denoising images with wavelets*. 2003.
29. DANGETI, S. *Denoising techniques - a comparison*. Visakhapatman: 2003. Andhra University College of Engineering, The Department of Electrical and Computer Engineering.
30. SHIHUA, C. a L. KEYONG. *Matlab Implementation of Wavelet Transforms: Matlab Implementation of Wavelet Transforms* [online]. [cit. 2014-4-7]. Dostupné z: <http://eeweb.poly.edu/iselesni/WaveletSoftware/>
31. <http://radio.feld.cvut.cz/>: *Wavelet Toolbox* [online]. [cit. 2014-4-15]. Dostupné z: [http://radio.feld.cvut.cz/matlab/toolbox/wavelet/ch06\\_18a.gif](http://radio.feld.cvut.cz/matlab/toolbox/wavelet/ch06_18a.gif)
32. OPPENHEIM, A. V. a G. C. VERGHESE. *Signals, Systems and Inference*. Massachusetts Institute of Technology, 2010
33. KESSEL, R. Wiener filter estimation of transfer functions. *Journal of Experimental Analysis of Behavior*. 2004, s. 289-296
34. VASEGHI, S. V. Wiener Filters. In: VASEGHI, S. V. *Advanced Digital Processing and Noise Reduction*. 2. John Wiley & Sons Ltd., 2000. ISBN 0-470-84162-1.
35. MAINI, R. a H. AGGARWAL. Performance evaluation of various speckle noise reduction filters on medical images. *International Journal of Recent Trends in Engineering*. 2009, s. 22-25
36. SIVAKUMAR, R., M. K. GAYATHRI a D. NEDUMARAN. Speckle Filtering of Ultrasound B-Scan Images- A Comparative Study of Single Scale Spatial Adaptive Filters, Multiscale Filter and Diffusion Filters. *IACSIT International Journal of Engineering and Technology*. 2010. ISSN 1793-8236.
37. THE MATHWORKS, I.: *MathWorks* [online]. © 2013 [cit. 2013]. Dostupné z: <http://www.mathworks.com/>

38. ARDENT SOUND, I. Ultrasound Images. In: [online]. [cit. 2014-4-14]. Dostupné z: [http://www.ardentview.com/resources/us\\_neck.jpg](http://www.ardentview.com/resources/us_neck.jpg)
39. MÉZL, M. a R. JIŘÍK. *Soubor softwarových nástrojů pro ultrazvukové perfuzní zobrazování*. Brno: 2011.
40. KOLEKTIV. *Slovník cizích slov*. Praha: Encyklopedický dům, 1995. ISBN 80-90-1647-0-6.
41. ARDENT SOUND, I. Ultrasound Images. In: [online]. [cit. 2014-4-14]. Dostupné z: [http://www.ardentview.com/resources/ArdentView\\_Demo1.jpg](http://www.ardentview.com/resources/ArdentView_Demo1.jpg)
42. ARDENT SOUND, I. Ultrasound Images. In: [online]. [cit. 2014-4-14]. Dostupné z: [http://www.ardentview.com/resources/us\\_demo2.jpg](http://www.ardentview.com/resources/us_demo2.jpg)



# SEZNAM POJMŮ

- Airyho funkce – PSF zobrazený v ploše, soustředné kruhy se zmenšující se intenzitou.
- Apertura – velikost, např. počet bitů převodníku.
- Artefakt – obraz, který neodpovídá skutečnosti.
- Autokorelace – vzájemný vztah mezi členy téže řady pozorování.
- Besselovy funkce – mají charakter tlumených kmitů. Používají se zejména při řešení parciálních diferenciálních rovnic ve dvou dimenzích.
- Cystické léze – porucha struktury dutiny, anatomické poškození.
- Despekling – filtrace šumu spekle.
- Distální – okrajový, vzdálený od středu.
- Dopplerův jev – změna frekvence při vzájemném pohybu zdroje a pozorovatele.
- Echogenicita – schopnost tkání a orgánů vytvářet při sonografickém vyšetření znatelný obraz.
- Erytrocyty – červené krvinky.
- FIR – konečná impulzní charakteristika.
- Fourierova transformace – slouží pro převod signálů z časové oblasti do oblasti frekvenční.
- FPS (frame per second) – počet obrázků za sekundu.
- Gaussovo rozložení – normální rozložení pravděpodobnosti, dáno střední hodnotou a směrodatnou odchylkou
- Hyperzvuk – mechanické vlnění s frekvencí větší než 1 GHz.
- IIR – nekonečná impulzní charakteristika.
- Izochronní – stejně trvající, současný.
- Jaterní parenchyma – tkáň jater ve formě pojivové tkáně.
- Konvoluce – matematický operátor zpracovávající 2 funkce, používá se v počítačové grafice pro zpracování 2D obrazu.
- Laterální – postranní, směřující stranou.
- Piezoelektrický jev – schopnost krystalů některých látek generovat náboj při jejich stlačení, opačný jev spočívá v přiložení napětí na krystal, který se následně deformuje.
- Pleurál – tkáň plicí.
- Podélné vlnění – prostředí kmitá ve směru šíření (zhušťování a zředování prostředí).
- Příčné vlnění – prostředí kmitá kolmo na směr šíření.
- PSF (point spread function) – odezva na Diracův impulz (jednotkový impulz).
- Rayleighova hustota – hustota pravděpodobnosti s maximem ve středu souřadnic.
- Refrakce – lom vlnění.
- Ricianova hustota – hustota pravděpodobnosti s maximem mimo střed souřadnic.
- Spekle – šum způsobený interferencí vln rozptýlených z různých míst.
- Stochastický jev – náhodný, nahodilý, při velkém počtu lze popsat statistikou.
- Transverzální – příčný.
- Ultrazvuk – mechanické vlnění s frekvencí větší než 20 kHz.